جامعة دمشق
كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية
قسم التصميم الميكانيكي

استخدام الذكاء الصنعي لنمذجة العلاقة بين خشونة السطح ومتغيرات القطع بالخراطة

أطروحة أعدت لنيل درجة الماجستير في هندسة أتمتة الإنتاج

إعداد

المهندسة جمانة محمد هشام كركرلي

المشرف العلمي
الدكتورالمهندس محمد فتحي غنمه

المشرف المشارك
الدكتور المهندس محمد ياسر الأيوبي

العام الدراسي

٢٠١٣-٢٠١٤

بسم الله الرحمن الرحيم

﴿وقل اعملوا فسيرى الله عملكم

ورسوله والمؤمنون﴾

التوبة:١٠٥

صدق الله العظيم

كلمة شكر وتقدير

- أتوجه بخالص الشكر والتقدير إلى الأساتذة الكرام في كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية وأخص بالذكر:

"أستاذي الفاضل الدكتور المهندس محمد فتحي غنمه"

الذي منحني جل اهتمامه ورعايته ولم يدخر جهدا في مد يد العون والمساعدة في إتمام هذا العمل وله مني كل الشكر والاحترام.

- كل الشكر **للمهندس محمد مازن الحكيم** لما قدمه من مساعدة وعون في إنجاز الجزء العملي من هذه الرسالة.
- كل الشكر **للدكتور نجيب الغفير** من مركز البحوث العلمية لما قدمه من من نصائح ومراجع لإنجاز هذا البحث.
- وكل الشكر إلى من مد لي يد العون والمساعدة والنصيحة لإنجاز هذه الرسالة من الأساتذة المحترمين أساتذة قسم هندسة التصميم الميكانيكي في جامعة دمشق.

إهداء

يا من أنار خطواتي وأرشدها...
يا من وفق أعمالي ويسرها...
يا من أعطاني وأعطاني وأعطاني...

الله عز وجل

إلى الأسوة الحسنة والرحمة المهداة ومعلم البشرية...

محمد صلى الله عليه وسلم

إلى من غرس في نفسي الثقة والأمل...
إلى من كانت كلماته دافعا للصبر والعمل...
إلى من كان لي وسبيقى القدوة والمثل...

أبي

إلى النبع الذي لا بنضب عطاها ...
إلى بلسم الروح وشفاها...
إلى من أبغي دوما رضاها...

أمي

إلى سكن الروح وتوأمها...
إلى رفيق الحياة ومؤنسها...
إلى من جدد أملي...

زوجي

إلى من قضيت معهم زهرة العمر
وشاركوني سهري وفرحي
إلى الدم الذي ينبض في عروقي

إخوتي

قرار لجنـــة الحكم

لجنة الحكم على رسالة الماجستير المشكلة بناء على قرار مجلس البحث العلمي والدراسات العليا رقم / / المتخذ بالجلسة رقم / / تاريخ / / 2013 :

نحن أعضاء لجنة الحكم نشهد بأننا قد اطلعنا على رسالة الماجستير :"استخدام الذكاء الصنعي لنمذجة العلاقة بين خشونة السطح و متغيرات القطع بالخراطة"

وقد جرت مناقشة الطالبة (جمانة محمد هشام كركرلي) في محتوياتها وفيما له علاقة بهـــا من قبل أعضاء لجنة الحكم ، وأجيزت بتاريخ: / /2013.

أعضاء لجنـــة الحكم:

اللقب العلمي	الاسم	الصفة في اللجنة	التوقيع
الأستاذ الدكتور	خليل عزيمه	عضواً	
الدكتور	محمد فتحي غنمه	عضواً ومشرفاً	
الدكتور	نجيب الغفير	عضواً	

و قد تم إجراء التعديلات المطلوبة، وأصبحت الرسالة صالحة لمنح رسالة الماجستير في هندسة أتمتة الإنتاج .

الفهرس

الفصل الأول : الدراسة المرجعية

الفصل الثاني: الجزء العملي

الفصل الثالث: النتائج والتوصيات

الملخص:

وجهت المنافسة الاقتصادية العالمية اهتمام المنتجين إلى التصنيع المرن المؤتمت وذلك لزيادة الانتاجية والجودة بآن واحد،وتعد الخشونة السطحية للقطع المشغلة من أهم الخواص المميزة لجودة المنتج وفي أغلب الأحيان تعد مطلب تقني، مما خلق الحاجة إلى إيجاد حلول لتحقيق جودة السطح المطلوبة عن طريق التنبؤ والتوقع لخشونة السطح قبل التشغيل.

ويتضمن هذا البحث قسمين نظري وعملي، يحتوي القسم النظري على كافة الأسس والنظريات التي تم اعتمادها في تنفيذ القسم العملي كما يتضمن دراسة حول طرق التنبؤ بالخشونة السطحية للوصول إلى الجودة المطلوبة ومزايا وعيوب كل طريقة .

أما في القسم العملي قمنا باستخدام الذكاء الصنعي للتنبؤ بالخشونة عن طريق بناء شبكة عصبونية بالاعتماد على بارمترات القطع من سرعة دوران ومعدل تغذية وعمق قطع،واستخدمنا لذلك بيانات تجريبية حصلنا عليها من خراطة عينات مختلفة البارامترات، في النهاية حصلنا على نموذج شبكة عصبونية صنعية قادرة على التنبؤ بقيمة الخشونة السطحية بتكلفة قليلة وبسرعة وقبل عملية التشغيل وبدقة أعلى مما تعطيه العلاقات النظرية.

المقدمة:

تعتبر عمليات تشغيل المعادن من العمليات الهامة في الإنتاج الصناعي الحديث، وتشهد تطورا كبيرا بسبب اقتصاديتها وإنتاجيتها وجودة منتجاتها، وإن تشغيل المعادن ضروري للوصول لدقة أبعاد عالية ونعومة أسطح كبيرة لأغلب القطع المعدنية، فالسباكة الرملية والحدادة في القوالب لا توفر دقة أبعاد عالية ولا نعومة أسطح كبيرة ولا يمكنان من الحصول على ثقوب صغيرة القطر ولذا تم اللجوء لعمليات التشغيل لتحقيق ذلك.

إن الهدف الأساسي في الصناعة الحديثة هو التصنيع بأخفض كلفة ممكنة مع الحصول على أفضل جودة للمنتج وذلك في مدة زمنية قصيرة قدر الإمكان، لذا فإن الهدف من عملية التشغيل ليس الحصول على الشكل النهائي والأبعاد الصحيحة وإنما أيضاً تحقيق الجودة المطلوبة.[١]

ويعد الإنهاء السطحي عامل مهم في تقييم جودة المنتجات وغالبا ما تستخدم الخشونة السطحية كمؤشر لتحديد الإنهاء السطحي في عملية القطع، كما أن الخشونة السطحية متطلب تقني في كثير من الأحيان.

وتتأثر خشونة السطح بشكل كبير ببـــارامترات القطع،لـــذا توجـــه اهتمـــام الكثيـــر مـــن الباحثين لإيجاد آليةتضـــمن الوصـــول إلـــى الجـــودة المطلوبـــة باســـتخدام بـــارامترات قطع مناسبة.

واختلفت طرق التنبؤ فكان لكل منها ميزات ومساوئ فمنها مـــا اعتمـــد علـــى النمذجـــة المحضة ومنها ما اعتمد علـــى نمذجـــة الإشـــارات ومنهـــا مـــا اعتمـــد علـــى الـــذكاء الصنعي ، ونظراً لما تتمتع به طرق الذكاء الصـــنعي مـــن ميـــزات فـــي بنـــاء نمـــاذج للتنبؤ بالخشونة الســـطحية مـــن ســـهولة وبســـاطة وعـــدم الاعتمـــاد علـــى العلاقـــات الرياضية المعقدة والاقتصادية قمنـــا باســـتخدام إحـــدى أدوات الـــذكاء الصـــنعي وهـــي الشبكة العصبونية الصـــنعية لنمذجـــة العلاقـــة بـــين الخشـــونة الســـطحية ومتغيـــرات القطع وبذلك حصلنا علـــى نمـــوذج قـــادر علـــى التنبـــؤ بالخشـــونة الســـطحية تبعـــاً لبارمترات القطع المطلوبة وبدقة عالية مقارنة مع الطرق الأخرى.

يحتوي الفصل الأول من هـــذا البحـــث علـــى الدراســـات المرجعيـــة والتـــي تتضـــمن دراسة مرجعية للخشـــونة الســـطحية مـــن مفهـــوم وطـــرق تقـــدير وتقنيـــات قيـــاس، ودارسة مرجعية حول العلاقـــة بـــين خشـــونة الســـطح وبـــارامترات القطـــع، أيضـــاً يحوي على دراسة مرجعية عـــن الـــذكاء الصـــنعي مـــن مفهـــوم وخصـــائص وأداوت وركزنا اهتمامنا على إحدى هذه الأداوت وهـــي الشـــبكات العصـــبونية فقمنـــا بدراســـة

مرجعية حول مكوناتها وتوابعها وخوارزمياتها و أنواعها ومـــن ثـــم دراســـة مرجعيـــة حول الطرق المستخدمة لنمذجة العلاقة من الخشونة السطحية ومتغيرات القطع.

أما الفصل الثاني فهو يتضمن شرح عن الجزء العملي الـــذي تـــم اجـــراؤه وقـــد اتبعنـــا فيه عدة خطوات فبدأنا بتجهيز مجموعـــة مـــن العينـــات ذات متغيـــرات قطـــع مختلفـــة وقمنا بتشغيلها على مخرطة CNC وذلك بكتابة بـــرامج التشـــغيل بلغـــة G-code، بعـــد ذلك قمنا بقياس الخشونة السطحية لهذه العينـــات المشـــغلة عـــن طريـــق جهـــاز قيـــاس الخشونة، ومن ثم قمنا باســـتخدام شـــبكة عصـــبونية لنمذجـــة العلاقـــة بـــين الخشـــونة السطحية ومتغيرات القطع حيث تم انشاء هـــذه الشـــبكة عـــن طريـــق برنـــامج Matlab وتم تدريب واختبار كفاءة الشبكة باستخدام البيانـــات التجريبيـــة الناتجـــة عـــن العينـــات السابقة.

وفي الفصل الثالث تم استخلاص النتائج ورســـم العلاقـــات بـــين الخشـــونة ومتغيـــرات القطع وتم مقارنة النموذج المســـتنتج مـــع العلاقـــات النظريـــة حســـابياً وبيانـــاً وفـــي النهاية تم عرض النتائج والتوصيات.

الفصل الأول

الدراسة المرجعية

تتضمن الدراسات المرجعية ما يلي:

١- دراسة مرجعية عن الخشونة السطحية.

٢- دراسة مرجعية حول العلاقة ما بين خشونة السطح و بارامترات القطع.

٣- دراسة مرجعية عن الذكاء الصنعي و أدواته.

٤- دراسة مرجعية حول استخدام الذكاء الصنعي لنمذجة العلاقة ما بين خشونة السطح و بارامترات القطع.

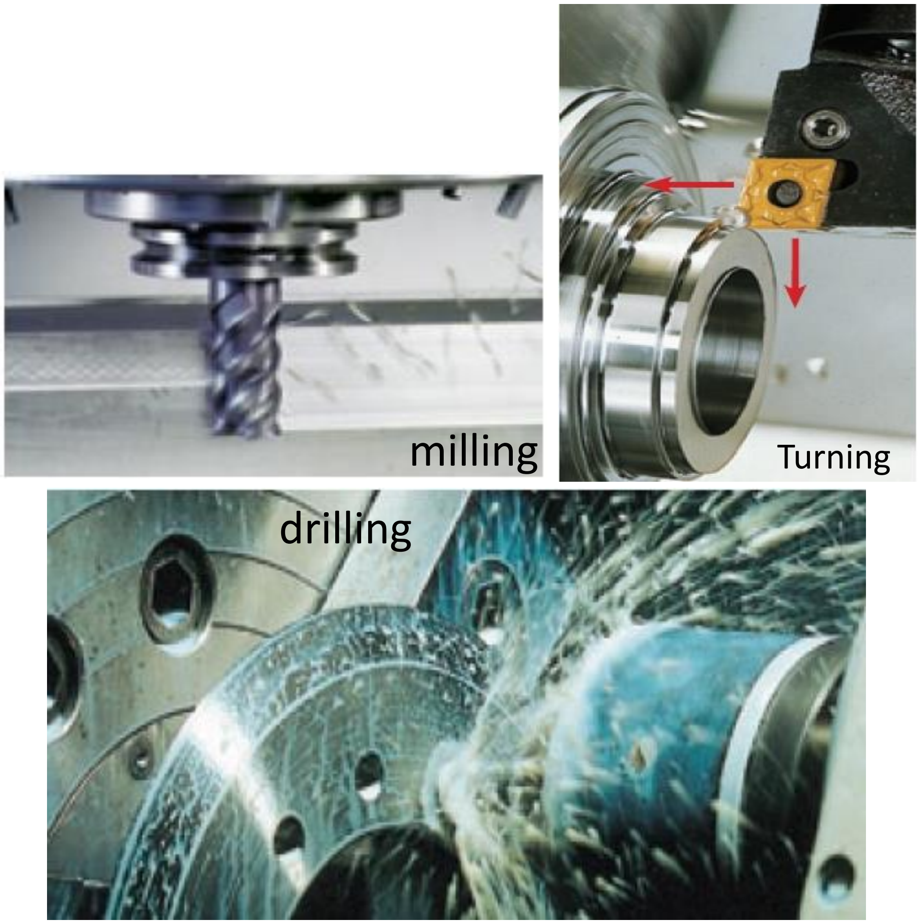
1.1 الخشونة السطحية:

سنتحدث عن عمليات التشغيل والخشونة السطحية كمفهوم وتعريف وطرق الحساب والقياس.

1.1.1عمليات التشغيل:

يطلق على تشغيل المعادن في بعض الأحيان "التشطيب الميكانيكي " لأن طرقه من خراطة وتفريز وثقب وكشط وتجليخ تستخدم غالبا للتشطيب بمعنى إكمال العمل المطلوب والذي بدأته طرائق التشكيل الأولى وهي السباكة والحدادة .[١]

ويتم تشغيل المعادن عموما بطرائق متعددة منها الخراطة، التفريز، القشط، التجليخ، الثقب ...الشكل(1-1).



الشكل (1-1) بعض عمليات تشغيل المعادن

وعندما يقوم المهندس بعملية تصنيع ما تواجهه مشكلتين رئيسيتين:

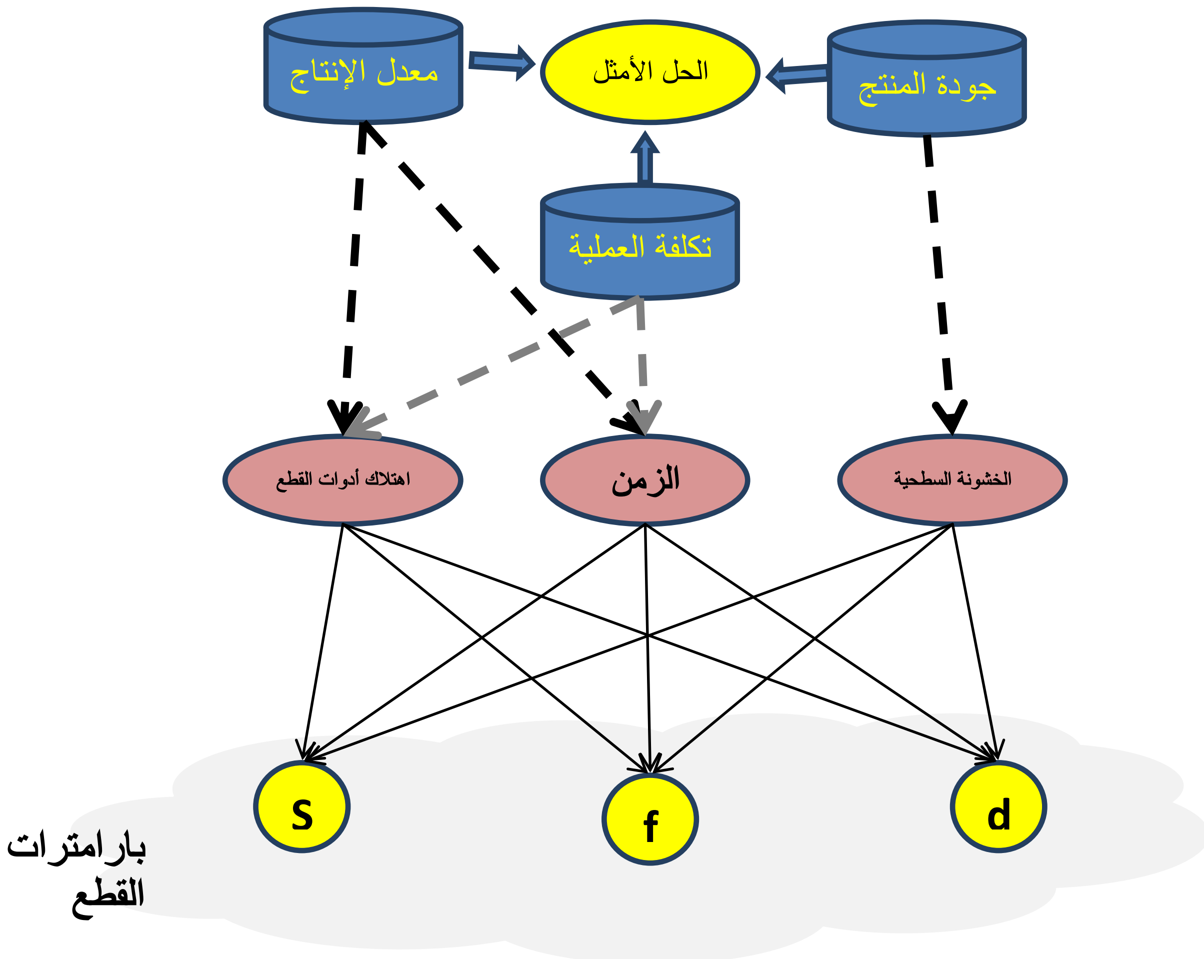
الأولى: هي تحديد بارامترات عملية القطع والتي تؤثر بشكل مباشر على جودة المنتج.

والثانية: هي السعي إلى زيادة إنتاجية نظام التصنيع باستخدام الموارد المتاحة.

فيقوم المهندس بصـــنع القـــرار النهـــائي، وذلـــك بالاســـتناد إلـــى التجربـــة والخبـــرة والظواهر التي قد تحدث أثناء العملية .

وتدعى هذه العملية بالأمثلة كما فـــي الشـــكل (2-1)،أي الاختيـــار الأمثـــل لبـــارامترات التصنيع والتي تحقق بالنتيجـــة الأهـــداف المرجـــوة، وهـــذه الأهـــداف علـــى الأغلـــب متعارضة ولا يمكن المفاضلة بينها ، فعلى سبيل المثال فـــي عمليـــة الخراطـــة هنالـــك الكثير من الأهداف التي يجب أخذها بعين الاعتبار ،فمـــثلا نريـــد تقليـــل كلفـــة العمليـــة وزيادة معدل الإنتاج وبنفس الوقت نريد الحفـــاظ علـــى جـــودة القطعـــة الناتجـــة ،فـــإذا قمنا بزيادة معدل التغذية مثلا فهذا يؤدي إلى نمو معدل الإنتـــاج إلا أنـــه يزيـــد الكلفـــة بسبب زيادة معدل اهتـــراء الأداة كمـــا أن الجـــودة تـــنخفض بســـبب تنـــامي الخشـــونة السطحية .

كما يجب أن يتم اختيار بارامترات القطـــع بشـــكل جيـــد بحيـــث يـــتم اســـتخدام الآلـــة بأقصى حد ممكن مع الحفاظ على عمـــر أداة القطـــع لأطـــول مـــدة ممكنـــة ، وهـــذان الهدفان متعارضان ،فمثلا إذا قمنا بتخفيض بـــارامترات القطـــع الـــثلاث مـــن ســـرعة القطع ومعدل التغذية وعمق القطع فـــإن اهتـــراء الأداة يـــنخفض ولكـــن كلفـــة العمـــل ترتفع .



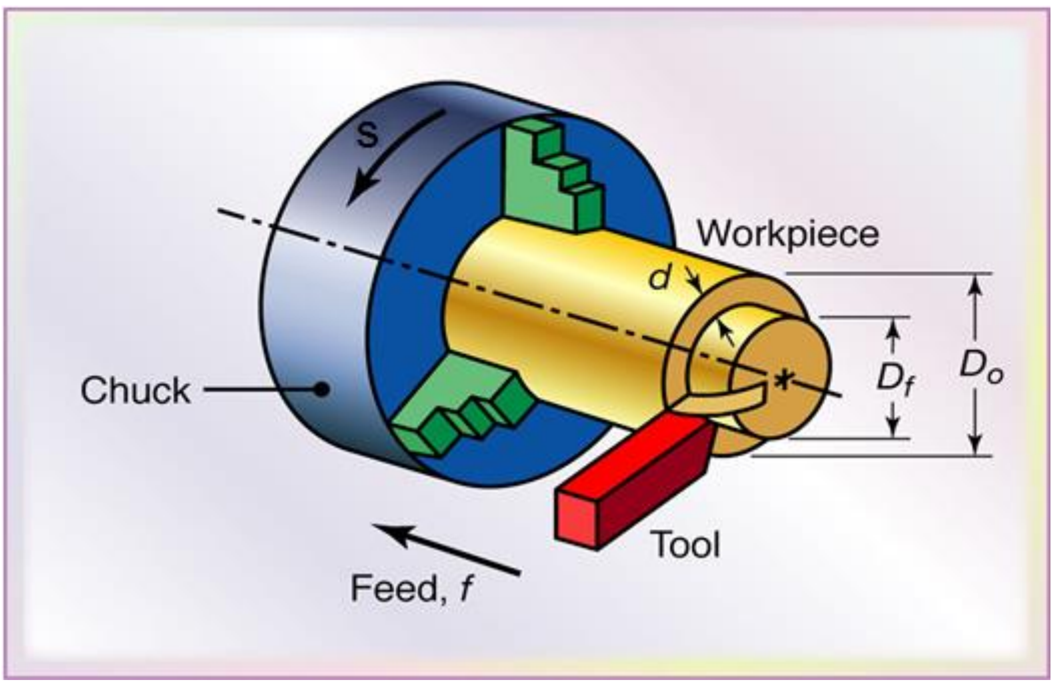
الشكل (1-2) مخطط يظهر عملية الأمثلة

وبالتالي فليس الهدف من التصنيع أن ننتج قدر المستطاع في أقصر وقت ممكن،ولكن الهدف دائما من الأمثلة هو الوصول إلى بارامترات قطع (سرعة الدوران ومعدل التغذية وعمق القطع)والتي تؤدي إلى التوازن بين هذه الأهداف المتعارضة (معدل الانتاج ، التكلفة ، جودة الانتاج).[11]

1.1.2الخراطة:

تعتبر الخراطــة إحــدى عمليــات تشــغيل المعــادن الأكثــر اســتخداماً، و ينحصــر استخدامها فيتشغيلالقطع الدورانية .

وفي عملية الخراطة الشكل (3-1) تدور المشغولة منفــذة ســرعة القطــع الضــروريةS ، بينما يتم ضبط الأداة يــتم علــى عمــق قطــع معــين d وتتحــرك موازيــة لمحــور المشغولة بسرعة التغذية الضرورية f.[1]



الشكل (3-1) بارامترات القطع في عملية الخراطة

1.1.2.1حركات القطع الرئيسية:

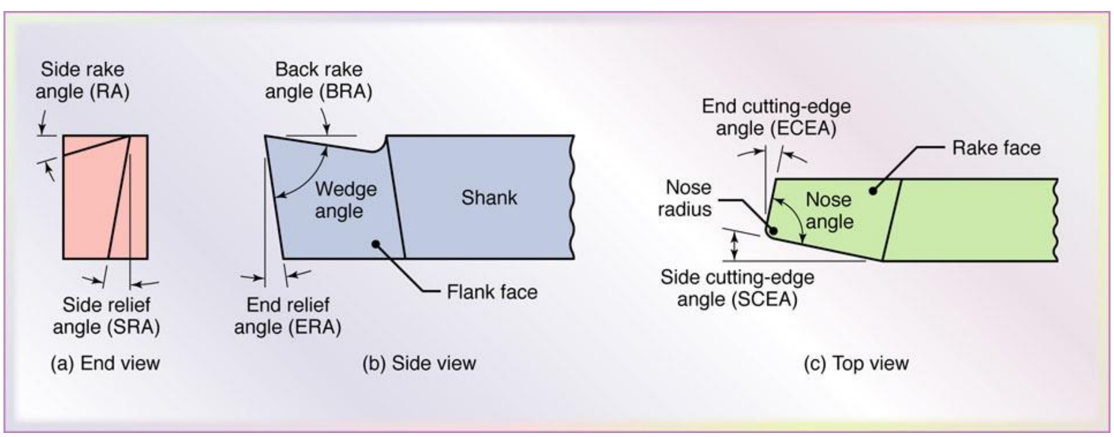
يوجد حركتين أساسيتين في المخرطة وهما :

١- حركة القطع: وهي حركة أداة القطع بالنسبة للمشغولة أو حركة المشغولة بالنسبة لأداة القطع وفي المخرطة فإن دوران المشغولة هو حركة القطع الرئيسية.

٢- حركة التغذية: وهي مقدار تقدم قلم القطع في الاتجاهين الطولي أو العرضي حسب نوع الخراطة خلال الدورة الواحدة.

1.1.2.2زوايا قلم القطع :

حتى يقوم قلم القطع بوظيفته يجب أن يكون هناك زوايا تساعد على القطع وإخراج الرايش وتقاوم الاحتكاك الشكل (1-4)، وأهم هذه الزوايا زاوية الجرف (جاما)، زاوية الخلوص (الفا)، زاوية القطع (دلتا)، زوايا الاقتراب الأفقية الرئيسية والمساعدة.[8]



الشكل (1-4) زوايا قلم القطع

1.1.3الخشونة السطحية Surface Roughness :

يعد الإنهاء السطحي عامل مهم في تقييم جودة المنتجات وغالبا ما تستخدم الخشونة السطحية كمؤشر لتحديد الإنهاء السطحي في عملية القطع، كما أن الخشونة السطحية متطلب تقني في كثير من الأحيان.

1.1.3.1مفهوم الخشونة:

إن الخشونة السطحية تشير إلى الإنحراف عن السطح الاسمي ويحدث هذا الإنحراف على أشكال مختلفة:

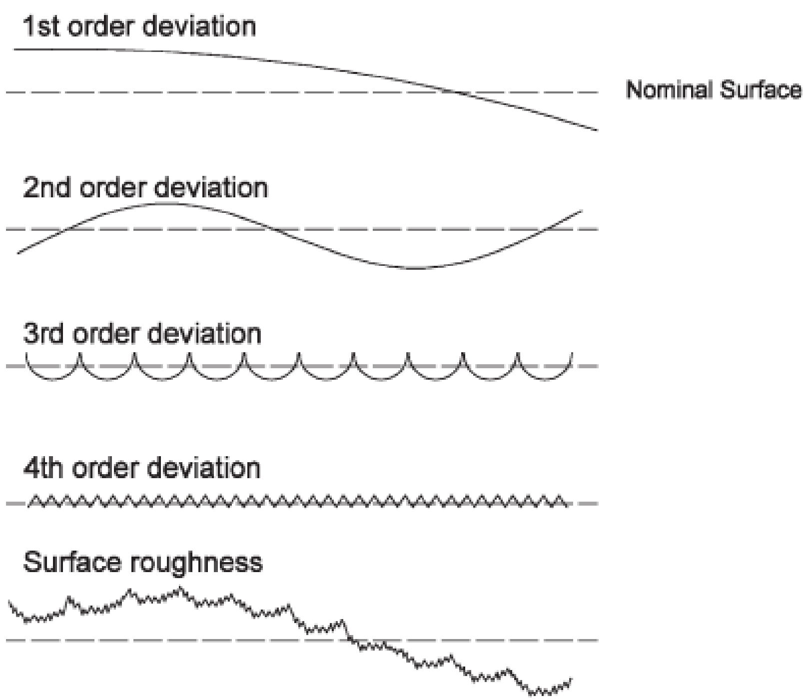
١- الإنحراف في السطح أو الاستدارة أو ظهور التموج وهذا يعود إلى أخطاء في الآلة، تشوهات في قطعة العمل، الإعدادات الخاطئة، التثبيت، الاهتزاز، عدم تجانس في مادة القطعة المشغلة.

٢- انحرافات تظهر على شكل أخاديد دورية، شقوق، وهذا يعود إلى شكل حافة أداة القطع وإلى الشروط المطبقة عليها، تشكل الرايش، وحركة العملية.

٣- انحرافات ناتجة عن التركيب البنيوي لقطعة العمل، فالطبقة السطحية الرقيقة لعناصر الآلات تتمتع بخواص ميكانيكية وفيزيائية وكيميائية تختلف عن الخواص التي تتصف بها الطبقات الداخلية من المعدن، وهذا الاختلاف ناتج عن البنية

الذرية للمعدن المشغل، التأثيرات الميكانيكية والحرارية والفيزيو-كيميائية في سطح المعدن المشغل عند التشغيل الخشن والإنهائي .

وكل هذه الانحرافات السابقة هي التي تشكل بروفيل السطح كما في الشكل (1-5)[12].



الشكل (1-5) الانحرافات التي تشكل بروفيل السطح

1.1.3.2تعريف الخشونة:

تعرف الخشونة بأنها عدم الانتظام أو الانحراف عن الشكل الهندسي المثالي للسطوح المصنعة كما تعرف بأنها الانحرافات الرأسية والأفقية والتي تكون مندمجة ضمن الانحناءات العامة للسطح.

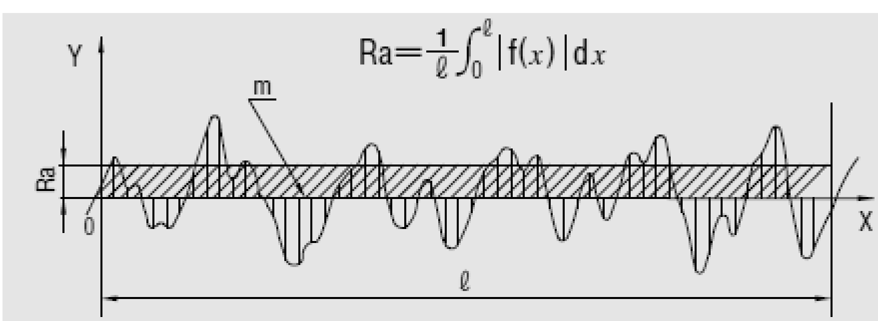
ويمكـــن أن يطلـــق علــــى الخشـــونة الســـطحية مصـــطلحات أخـــرى مثل:عـــدم الاستواء،عدم الانتظام، خشونة القوام.[13]

1.1.3.3الطرق الحسابية لتقدير الخشونة:

تعد الخشونة كمثلها من الخواص السطحية (القساوة) وهي تقدر بالمقاييس المختلفة ونذكر منها:

1.1.3.3.1المتوســـــط الحســـــابي للخشــــــونة Arithmetical mean roughness(Ra):

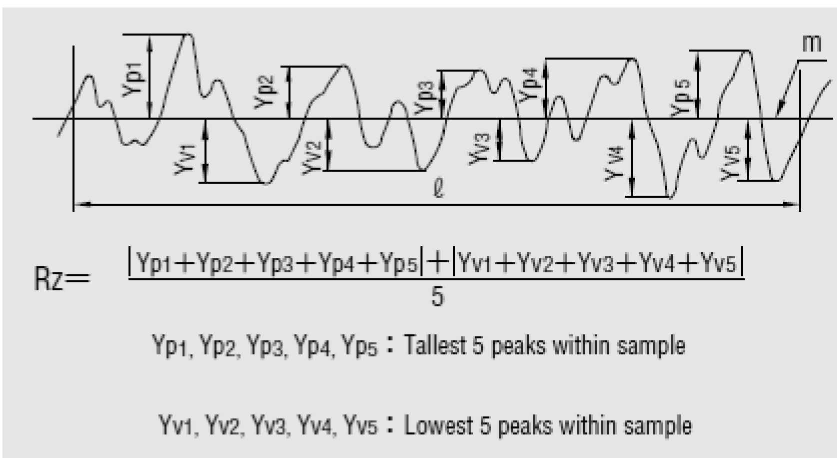
يتم في هذه الطريقة اختيـــار عينـــة مـــن الســـطح المـــدروس بطـــول كـــاف مقـــداره (l)يحوي كمية مناسبة من التعرجات ثم رسم الخـــط المتوســـط بحيـــث تكـــون مســـاحة النتوءات فوق هذا الخط و أسفله متساوية ثـــم نحـــدد قيمـــة (Ra) كمـــا فـــي الشـــكل-6) [12].1)



الشكل (1-6) المتوسط الحسابي للخشونة

1.1.3.3.2طريقة النقاط العشرة لتحديد الخشونة Ten-point mean :(Rz) roughness

يتم في هذه الطريقة اختيـار عينـة مـن السـطح المـدروس بطـول كـاف مقـداره (l)يحوي كمية مناسبة من التعرجات ثم رسـم الخـط المتوسـط ، بعـدها يـتم تحديـد أعلى خمس قمم و اخفض خمـس انخفاضـات عـن الخـط المتوسـط و يـتم حسـاب (Rz) الشكل (7-1).[12]

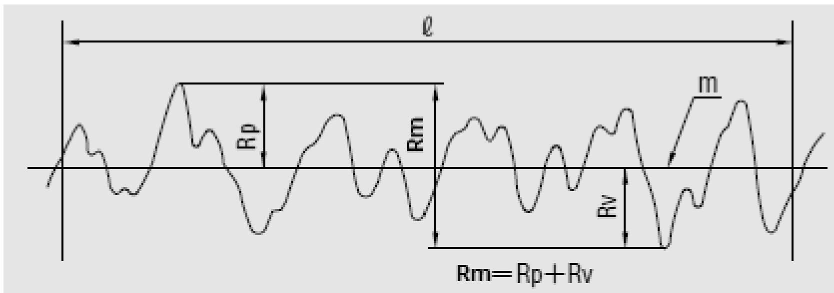


الشكل(7-1) طريقة النقاط العشرة لتحديد الخشونة

1.1.3.3.3طريقة الارتفاع الاعظمي للخشونة (Maximum peak(Rm:

يتم في هذه الطريقة اختيـار عينـة مـن السـطح المـدروس بطـول كـاف مقـداره (l)يحوي كمية مناسبة مـن التعرجـات ثـم رسـم الخـط المتوسـط ثـم تقـاس قـيم الارتفاعات و الانخفاضات في الخشونة عن الخـط المتوسـط علـى المحـورyوتكـون

Rmمساوية لمجموع طولي أعلى ارتفـــاع و اخفــض انخفــاض عــن الخــط المتوســط الشكل(1-8).[12]



الشكل(1-8) طريقة الارتفاع الاعظمي للخشونة

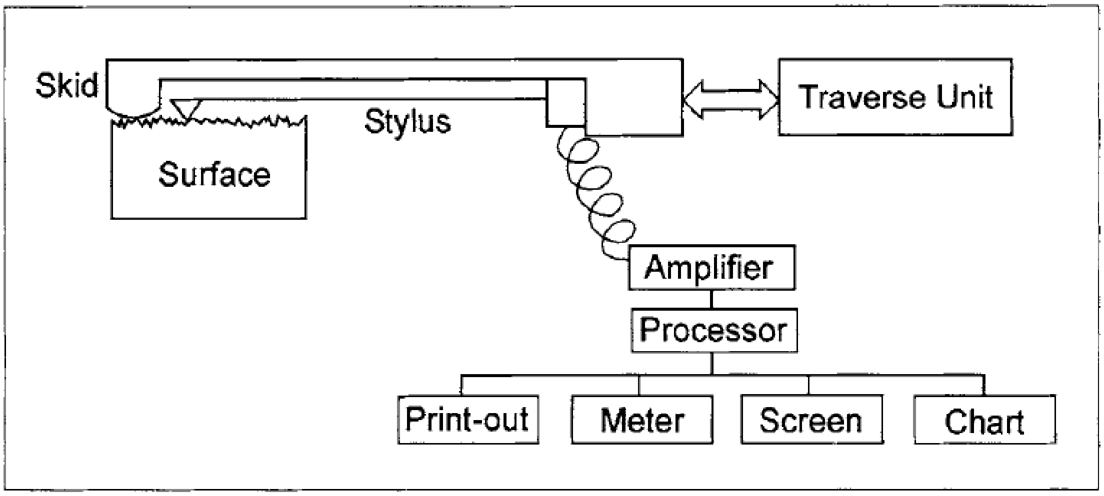
1.1.3.4تقنيات قياس الخشونة السطحية:

هناك العديد من التقنيات لقياس الخشونة الســطحية وفيمـــا يلـــي نـــورد أكثـــر الطـــرق شيوعاً.

1.1.3.4.1التقنية الإبرية – التماسية:

تعتمد هذه التقنية على إمرار مجس على السطح المراد قيـــاس خشـــونته، ويلـــتقط هـــذا المجس الارتفاعات المختلفة ومن ثم يجعلها كعلاقة تابعة للمسافة.

في البداية استخدمت هذه الإبرمع نظـــام العـــتلات وذلـــك لتكبيـــر الإزاحـــة العموديـــة للإبرة ومن ثم تم تســـجيل المقطـــع الجـــانبي للســـطح علـــى صـــحيفة مـــن الزجـــاج المدخن،الشكل التخطيطي لهذه الآلة مبين(1-9).



الشكل (1-9) شكل تخطيطي لآلة قياس الخشونة بواسطة التقنية الإبرية

ومن ثم تطورت هـذه الآلات واسـتخدمت محـول للطاقـة، حيـث تحـول الإزاحـة العمودية للإبرة إلى إشارة كهربائية ومن ثـم تعـالج هـذه الإشـارة بواسـطة جهـاز الكتروني يقوم بحساب بارامترات الخشونة المطلوبة.

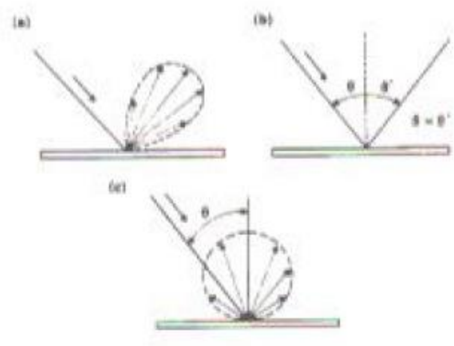
وتستخدم بلورة من البايرزو الكتريك كمحـول وذلـك فـي الآلات الأقـل كلفـة، كمـا يمكن استخدام محولات أخرى مثل ملف متحرك، محول سعوي ...

إن الآلات الإبرية السابقة تعطي بعض الأخطـاء وذلـك بسـبب عـدة عوامـل، منهـا حجم الإبر، قوة تحميلها، سرعة القياس، الإمالة الجانبية.[15]

1.1.3.4.2التقنية الضوئية ـــــــ اللاتماسية:

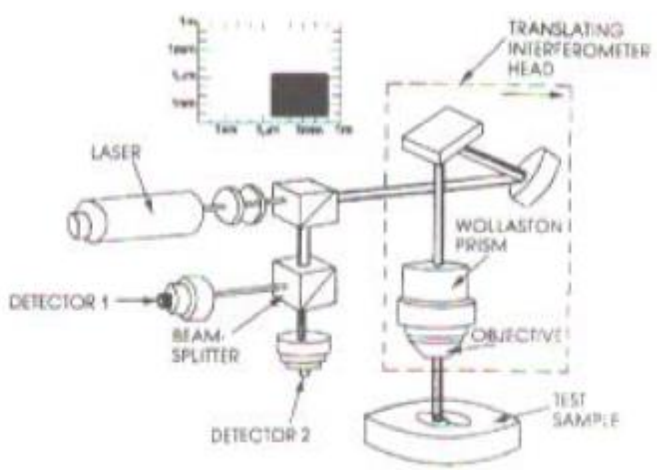
إن الشعاع الالكترومغناطيسي ينعكس عن السطح بـثلاث طـرق مختلفـة إمـا بشـكل منظاري أو بشكل مستفيض أو كلاهما وذلـك تبعـاً للخشـونة السـطحية الشـكل(10-

1). وبهذا فإن شبكة الانعكاس المنظاري والمستفيض يمكن أن تستخدم لتحديد خشونة السطح.



الشكل (1-10)طرق انعكاس الأشعة عن السطح

كما يمكن استخدام تفاعل الضوء المستقطب مع السطح لتقدير قيمة الخشونة السطحية، حيث يركز شعاع من الليزر بواسطة ترتيب معين بين المرايا قبل أن يصل إلى النموذج ومن ثم يمرر هذا الشعاع إلى موشور يقوم باستقطاب هذا الشعاع إلى مكونين متباعدين ويتم تركيز الشعاع على السطح ومن ثم ينعكس مرة أخرى إلى الموشور، أخيراً توجه الأشعة المنعكسة إلى مقسم أشعة والذي يقوم بإرسال كل شعاع إلى كاشف مختلف، اختلاف حالة الأشعة المستقطبة تعود إلى اختلاف الارتفاع في السطح المقاس وبالتالي يؤدي إلى اختلاف الفولتية المقاسة، ويبين الشكل (1-11)هذا الجهاز.[13]



الشكل (1-11)جهاز قياس الخشونة باستخدام التقنية الضوئية

1.1.3.4.3تقنية القياس ثلاثي البعد للسطح:

إن المقاييس الثنائية تعطيى الخشونة على خط فقط وهي لا تمثل السطح فعلياً، بينما يؤدي التمثيل الثلاثي البعد إلى الحصول على رؤية واضحة للسطح إلا أن هذه العملية تأخذ وقتاً طويلاً، فمثلاً يأخذ السطح ساعة لتمثيله بشكل ثلاثي أبعاد بينما يأخذ دقيقة واحدة لتمثيله على شكل ثنائي البعد.

للقياس بهذه الطريقة يتم ربط وحدة مقياس ثنائية البعد مع مقسم (محرك خطوي)، حيث يقوم المقسم بتحريك المقياس على الاتجاه y خطوة واحدة ومن ثم يتم قياس السطح على الاتجاه x–z بواسطة مقياس 2D ثم يقود إبرة القياس إلى وضعها الأول مرة أخرى ومن ثم يقوم المحرك بتحريك الجهاز خطوة أخرى بالاتجاه y ومن ثم تعاد الكرة هكذا حتى ينتهي القياس.

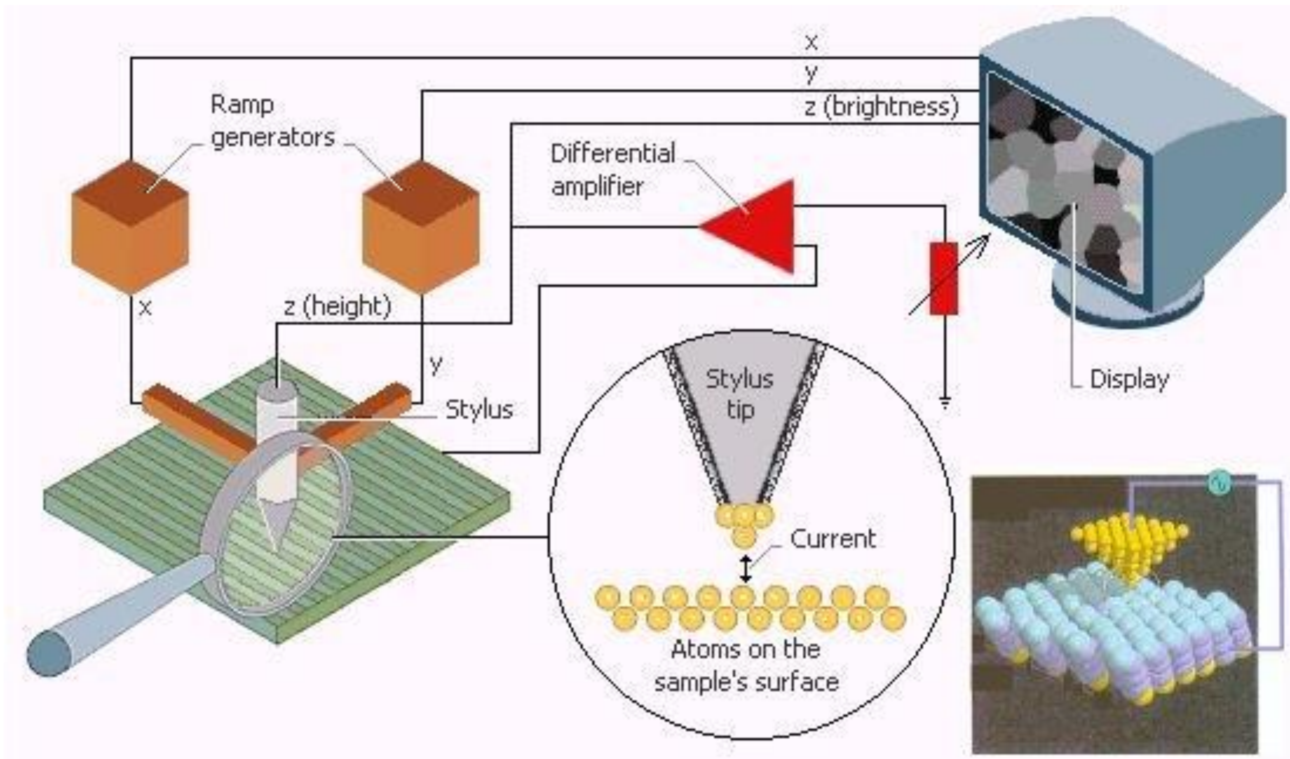
من فوائد هذا النظام هو النمذجة الثلاثية الأبعاد والقــدرة علـــى رؤيـــة النقـــاط المهمـــة مثل العيوب إلا أن المعدات مرتفعة التكلفة وتأخذ وقتاً طويلاً للقياس.[13]

1.1.3.4.4تقنية المجاهر:

إن الطرق السابقة محدودة ولا يمكنهـــا دراســـة الميـــزات الســـطحية الأصـــغر، وهنـــا يظهر المجهر كبديل لهذه الطرق، وهذه المجاهر أنواع نذكر منها:

1.1.3.4.4.1المجهز النفقي (stm) :

وهو مجهر يختلف عن بـــاقي المجـــاهر لأنـــه لا يســـتخدم عدســـات، ضـــوء خـــاص، مصدر الكتروني، وبدلاً مـــن ذلـــك يســـتخدم الالكترونـــات المترابطـــة المتبقيـــة علـــى النموذج كمصدر للإشعاع شكل (1-12)، حيـــث يـــتم تقريـــب الـــرأس (المجـــس) مـــن سطح العينة إلى مسافة صغيرة جـــداً مـــن رتبـــة أنعســـتروم فتمـــر الاكترونـــات مـــن رأس المجس إلى العينة مسببة لتيار محدد يعتمد مقـــداره علـــى المســـافة بـــين الســـطح والمجس وبتمرير المجس على سطح العينة نحصـــل علـــى صـــورة فوتوغرافيـــة لهـــذا السطح.



الشكل (1-12) المجهر النفقي

يمكن لهذا المجهر أن يعمل بنمطين مختلفين: نمــط الارتفــاع الثابــت أو نمــط التيــار الثابت.

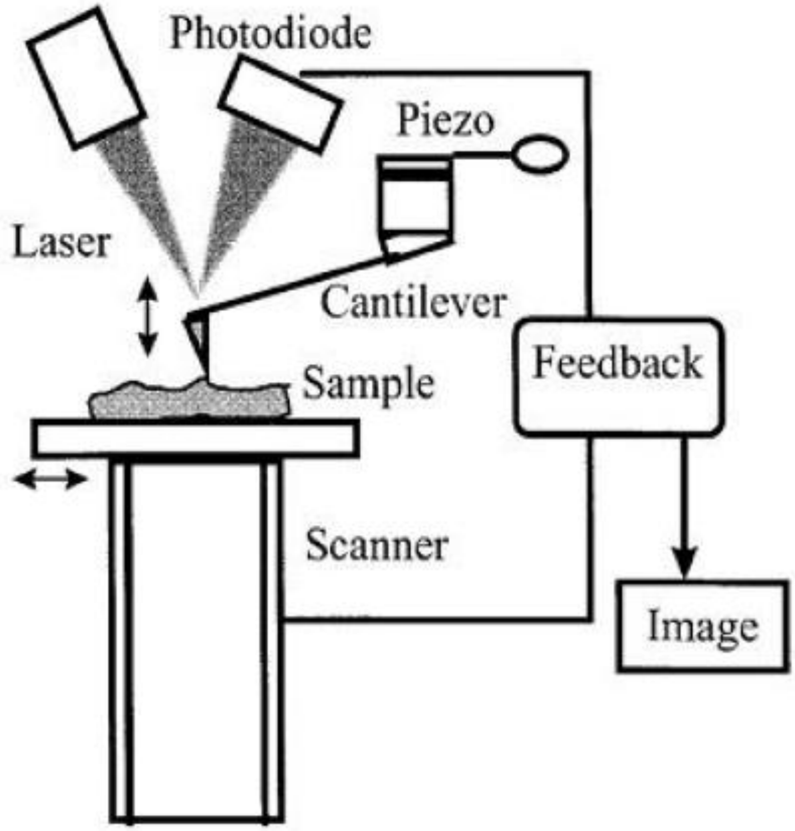
في نمط الارتفاع الثابت، يحرك الرأس فقط فــي الاتجــاهين (x–y) وتســجل تغيــرات التيار مع موضع المسح وفي النهاية يتم إنشاء المخطط النهائي للسطح.

أما نمط التيار الثابت، فنحافظ علــى نفــس التيــار ولكــن مــع تعــديل ارتفــاع رأس المجس وذلك باستخدام فولت راجع وحالما ينتهــي المجــس مــن مســح المســتوى xy ينشأ لدينا سطح ثلاثي البعد.

إن رأس المجس هام جداً وغالباً ما يصــنع مــن التنجســتن أو البلاتــين والإيريــدويوم (pt – ir) أو من الــذهب au ويجــب أن يخضــع الــرأس لعمليــة شــحذ مثــل قلــم الرصاص.[13]

1.1.3.4.4.2مجهر القوة الذري(afm) :

يستخدم هذا المجهر مجس كابولي، حيث تكون نهايــة المجــس حــرة ومســتندة علــى سطح النموذج شكل (1-13)، تتحرك طاولة المســح مــع النمــوذج بالاتجــاه xy، بيمــا يتحسس رأس الكابول البروفيل فيتحرك للأعلى أو للاســفل تبعــاً لشــكل الســطح، يــتم جمع المعلومات عن طريق ليزر وحساســات كهرضــوئية أو عــن طريــق حساســات كهروضغطية، ففي الحساسات الكهروضــغطية تقــوم هــذه الحساســات بقيــاس القــوة الناتجة عن طريق تغيير زاوية الجانز الكابولي ويحول هذه القــوة إلــى فولــت والــذي يرسل إلى محول، أما الحساســات الكهروضــوئية فــإن تغيــر انعكــاس الليــزر عــن الجانز الكابولي بتغير زاوية الجانز يتم تحويله إلى فولت. [13]

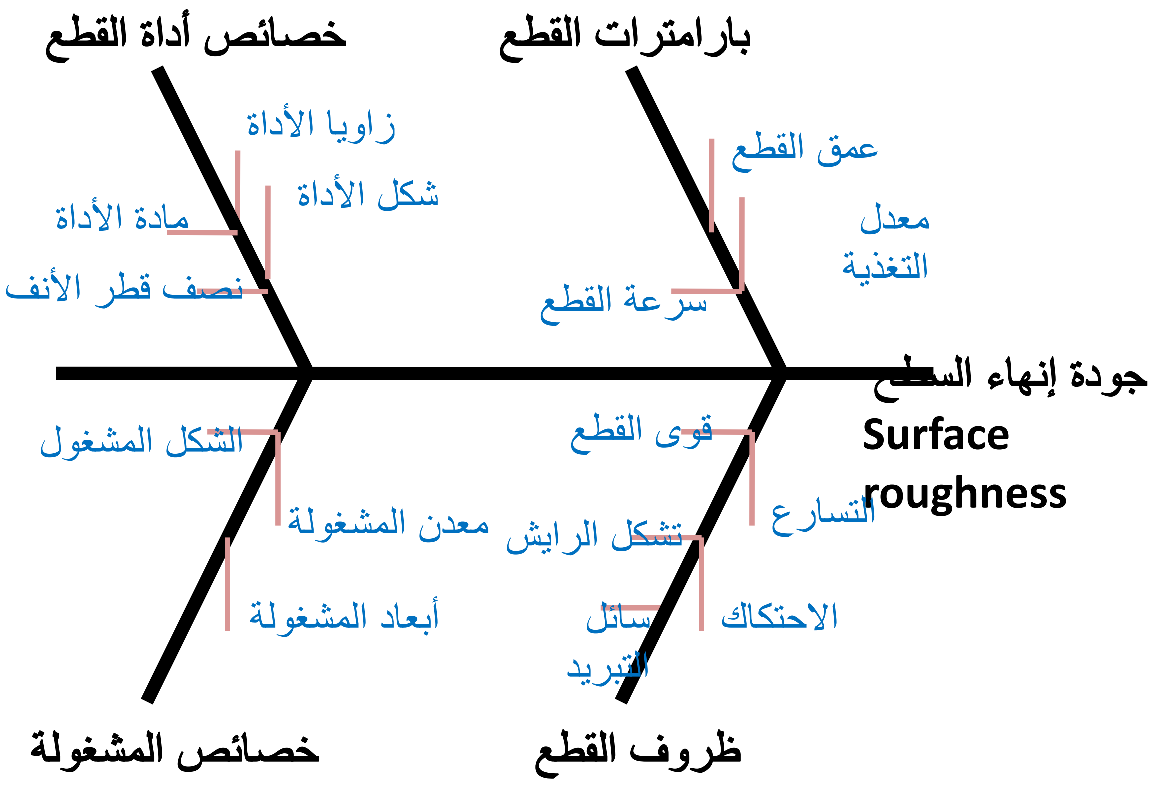


الشكل (1-13) مجهر القوة الذري

1.2 العلاقة بين خشونة السطح و بارامترات القطع:

1.2.1العوامل المؤثرة على الخشونة السطحية:

إن الوصول إلى قيمة الخشونة السطحية المطلوبة أمر صعب لا يمكن أن نتحكم به بدقـــة كما نتحكم بالشكل الصحيح والأبعاد الدقيقة، وذلك لأن الخشونة تتأثر بالكثير من العوامــل وهي بارامترات القطع، خصائص أداة القطع، خصائص المشغولة، ظـــروف القطعوهـــذه العوامل مبينة في المخطط السمكي الشكل (14-1).[14]



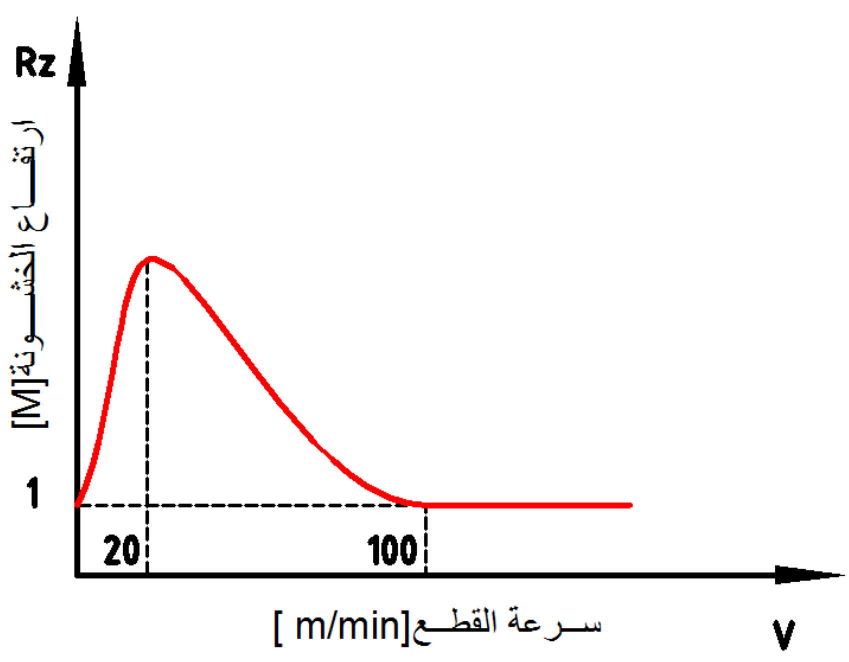
الشكل (14-1) العوامل المؤثرة على الخشونة السطحية

1.2.2دراسة بعض العوامل التي تؤثر في جودة السطح المشغل:

كما ذكرنا أن هنالك الكثير من العوامل التي تؤثر على الخشونة السطحية الناتجة عن عمليات التشغيل،لذلك سندرس أهم هذه العوامل والتي لها التأثير الأكبر على الخشونة وهي بارامترات القطع .

1.2.2.1تأثير سرعة القطع في خشونة السطح المشغل :

يبين الشكل(1-15) تأثير سرعة القطع في خشونة السطح المشغل عند تشغيل قطعة من الفولاذ،نلاحظ منالشكل ازدياد قيمة الخشونة كلما ازدادت سرعة القطع حتى السرعة 20m/min أما بعد هذه القيمة تبدأ الخشونة بالانخفاض حتى نصل إلى سرعة 100m\min وبعدها تثبت قيمة الخشونة.



الشكل (1-15) تأثير سرعة القطع في خشونة السطح المشغل

يعود هذا الارتفاع في الخشونة نتيجة تأثير الحد المتراكب عند السرعات التي أقل من70mm/min وبعدها يختفي ظهور هذا الحد كما أن الدوران يصبح أكثر استقرارا ويقلل الاهتزاز.[8]

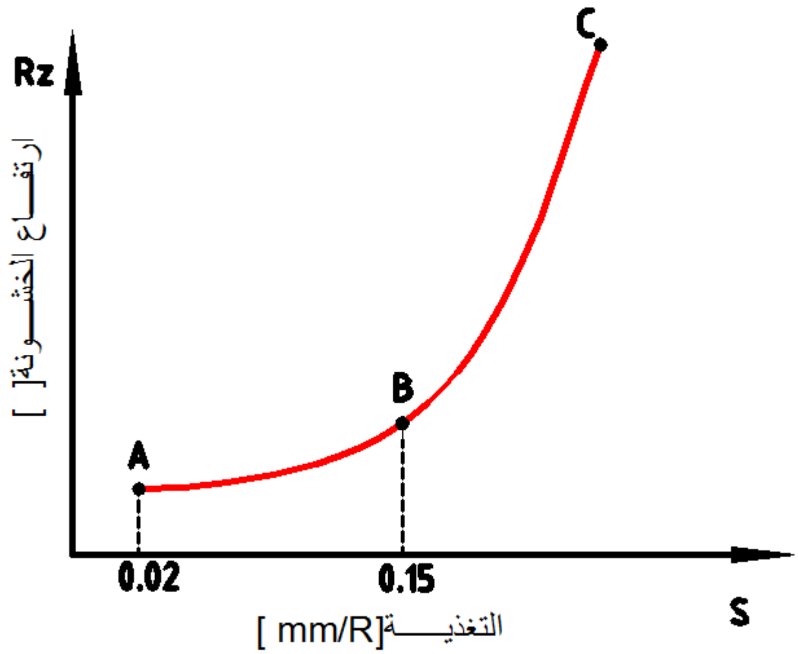
1.2.2.2تأثير التغذية في خشونة السطح المشغل :

يبين الشكل(1-16) تأثير التغذية في خشونة السطح المشغل وذلك عند تشغيل قطعة من الفولاذ، وكما هو واضح من الشكل فإن التغذية تترك أثرا كبيرا في مقدار خشونة السطح المشغل .

عندما يكون مقدار التغذية قليل في حدود 0.02-0.15mm/R فإن ازدياد التغذية يؤدي إلى إرتفاع طفيف بارتفاع الخشونة (الخط AB) وهذه التغذية تناسب عمليات الانهاء .

وعندما تكون التغذية أقل من 0.02mm/R فإنها تترك أثرا كبيرا في مقدار الخشونة لأن عملية تشكل الرايش تكون سيئة .

وعندما تزيد التغذية عن 0.15mm/R فإن الخشونة سوف ترتفع كثيرا ويتعلق هذا الامر بالعوامل الفيزيائية التي يرافقها التشوه المرن واللدن للطبقة السطحية وبعوامل هندسة الحد القاطع .[8]



الشكل (1-16) تأثير التغذية في خشونة السطح المشغل

1.2.2.3تأثير عمق القطع في خشونة السطح المشغل :

إن عمق القطع لا يترك أثرا كبيرا في خشونة السطح المشغل .

1.2.2.4تأثير هندسة الحد القاطع في خشونة السطح المشغل:

تؤثر زوايا قلم القطع بشكل فعال في الخشونة السطحية ، فكلما ازدادت زاوية الجرف تحسنت ظروف القطع وقل الاحتكاك بين السطح الامامي لقلم القطع وبين الرايش وهذا يؤثر بشكل ايجابي في نوعية السطح المشغل ، وبالعكس إذا نقصت قيمة الزاوية فإن السطح المشغل يكون خشنا نسبيا .أما تأثير زاوية الخلوص فهو أقل من تأثير زاوية الجرف ويكون التأثير الأعظمي لهذه الزاوية عندما تكون صغيرة أي بحدود ° 4 - ° 1.أما زاوية الاقتراب الافقية فقد أكدت التجارب على أن خشونة السطح سوف تزداد مع ازدياد قيمة هذه الزاوية .[8]

1.3 الذكاء الصنعي و أدواته:

سنتحدث في البداية عن مفهوم الذكاء الصنعي ومجالات استخدامه وخصائصه ، ثم سنتطرق إلى أهم أدوات الذكاء الصنعي وهي المنطق الضبابي والخوارزميات الجينية والشبكات العصبونية، وسنتحدث بشكل مفصل عن الشبكات العصبونية لأنها المستخدمة في دراستنا الحالية حيث سنذكر مفهومها وتصنيفاتها وأنواع توابع التفعيل والخوارزميات،كما سنذكر أهم الأنواع وتطبيقات الشبكات العصبونية.

1.3.1مقدمة:

إن الذكاء الاصطناعي احدث ما ابتكر العقل البشـري فـي العقـود الخمـس الأخيـرة من القرن العشـرين، فقبـل وجـود الكمبيـوتر أو حتـى الالكترونيـات والكهربـاء حاول الإنسان إيجاد بعض الأشياء لهـا بعـض صـفاته، وعلـى سـبيل المثـال فـي القرون الوسطى يذكر إن البابا سلفيستر الثاني صـنع آلـة قـادرة علـى النطـق بعـدد معين من الكلمات والإجابة على بعض الاسئلة بنعم او لا.

أما العرب فقد عملـوا بــ" آلالات الحيـل " أي الآلات ذاتيـه الحركـة مـن القـرن التاسع للميلاد وكانت أبرزها الآلات الموسيقية والساعات والنوافير.[5]

1.3.1.1الذكاء الإنساني:

هو جميع العمليات الذهنيــة مــن نبــوغ وابتكــار وتحكــم فــي الحركــة والحــواس والعواطف.

أما في نطاق دراسة علم الذكاء الاصطناعي فيمكن تعريفه علــى أنــه قــدره الإنســان على تطوير الأشياء وتحليل خواصــها والخــروج باســتنتاجات. أي تطــوير نمــوذج ذهني لمجال من مجالات الحياة وتحديــد عناصــره واســتخلاص العلاقــات الموجــودة بينها ومن ثم استحداث ردود الفعل التي تتناسب مع هذا المجال .

من أهم فوائد هذا النموذج الذهني الــذي يســتحدثه الإنســان لاشــعوريا أنــه يســاعد على حصر الحقائق ذات العلاقة بالموضوع فــي مجــال البحــث وتبســيط الخطــوات المعقدة التي تتميز بها الصورة الحقيقية.[5]

1.3.1.2الذكاء الاصطناعي :

هو أحد علوم الحاسب الآلي الحديثة التي تبحث عن أســاليب متطــورة للقيــام بأعمــال واستنتاجات تشابه ولو في حدود ضيقه تلك الأسباب التي تنسب لذكاء الإنسان.[5]

1.3.2هدف الذكاء الاصطناعي:

يهدف الذكاء الاصطناعي الى قيام الحاسوب بمحاكاة عمليات الذكاء التي تتم داخل العقل البشري، بحيث تصبح لدى الحاسوب المقدرة على حل المشكلات واتخاذ القرارات بأسلوب منطقي ومرتب وبنفس طريقه تفكير العقل البشري .[5]

1.3.3مجالات الذكاء الاصطناعي:

اتجهت أبحاث الذكاء الاصطناعي إلى بناء برامج في مجالات متعددة و من هذه المجالات:

١إثبات النظريات آلياًAutomated Theorem Proving.

٢ الأنظمة الخبيرةExpert Systems .

3علم الروبوتات(الأتمتة) Robotics.

4تفهم اللغات الطبيعيةNatural Languages Understanding .

5التعلم والتعليم باستخدام الحاسباتComputer Asisted Learning& Education.

6تمثيل المعارف آلياًAutomated Knowledge Representation.

7 الوسائط المتعددة Multimedia.[6]

و قد كانت إحدى المشاكل الكبرى التي تواجه بناء هذه البرامج إلى وقت قريب هي درجة التعقيد العالية و حاجتها إلى سعة تخزينية كبيرة، كما أن هذه البرامج

كانت تتولى معالجة مشاكل معقدة ومبهمة ما زالت قيد البحث والتطوير. ولذلك فقد تميزت برامج الذكاء الاصطناعي بالميزات و الخصائص التالية :

1.3.4خصائص الذكاء الاصطناعي:

1.3.4.1التمثيل الرمزيSymbolic Representation :

إن السمة الأولى لبرامج الذكاء الاصطناعي هي أنها تستخدم أساسا رموزا غير رقمية وهي في هذا تشكل نقضا صارخا للفكرة السائدة أن الحاسب لايستطيع أن يتناول سوى الأرقام، فعلى المستوى القاعدي يتكون الحاسب من نبائط ثنائية binary devicesو لا يمكن لهذه النبائط أن تتخذ إلا أحد وضعين اتفق على أن يرمز لهما بواحد أو صفر وقد أدى اختيار هذين الرمزين الرقميين إلى انتشار الفكرة القائلة إن الحاسب لا يستطيع أن يتفهم سوى نعم أو لا.

إلا أن هذه البرامج تتعامل مع رموز تعبر عن المعلومات المتوفرة مثل: الجو اليوم حار، و السيارة خالية من الوقود، و احمد في صحة جيدة، و الطعام له رائحة زكية و هو تمثيل يقترب من شكل تمثيل الإنسان لمعلوماته في حياته اليومية .[4]

1.3.4.2البحث التجريبي:

تتوجه برامج الذكاء الاصطناعي إلى حل مشاكل لا يمكن إيجاد حلولها تبعا لخطوات منطقية محددة . إذ يتبع فيها أسلوب البحث التجريبي كما هو حال الطبيب الذي يقوم بتشخيص المرض للمريض، فأمام هذا الطبيب عدد من الاحتمالات قبل التوصل إلى التشخيص الدقيق، ولن يتمكن بمجرد رؤيته للمريض وسماع آهاته من الوصول إلى الحل، وينطبق الحال على لاعب الشطرنج فان حساب الخطوة التالية يتم بعد احتمالات وافتراضات متعددة ، وهذا الأسلوب من البحث التجريبي يحتاج إلى ضرورة توافر سعة تخزين كبيرة في الحاسب ، كما تعتبر سرعة الحاسب من العوامل الهامة لفرض الاحتمالات الكثيرة ودراستها [5].

1.3.4.3 احتضان المعرفة و تمثيلها:

كما ذكرنا أنه من الخصائص الهامة في برامج الذكاء الاصطناعي استخدام أسلوب التمثيل الرمزي في التعبير عن المعلومات، وإتباع طرق البحث التجريبي في إيجاد الحلول فان برامج الذكاء الاصطناعي يجب أن تمتلك في بنائها قاعدة كبيرة من المعرفة تحتوي على الربط بين الحالات والنتائج مثل :

* إذا كان مشغل الأقراص في جهاز الكمبيوتر لا يقرا البيانات المسجلة على القرص .

* و القرص جيد .

* و حاكم تشغيل القرص سليم

* و الكابل بين مشغل القرص و الحاكم سليم .

* فان العطل يكون في مشغل الأقراص نفسه .

و مثال ذلك أيضا:

* إذا كان الجو غير صحو .

* و درجة الحرارة منخفضة .

* فيجب ارتداء المعطف .

و في هذه الأمثلة يتضح التمثيل الرمزي (الجـو غيـر صـحو)، واحتضـان المعرفـة بمعرفة عطل مشغل الأقراص و بمعرفة وجوب ارتداء المعطف.[5]

1.3.4.4البيانات غير المؤكدة أو غير المكتملة:

يجب على البرامج التي تصمم في مجال الذكاء الاصـطناعي أن تـتمكن مـن إعطـاء حلول إذا كانت البيانات غير مؤكـدة أوغيـر مكتملـة، ولـيس معنـى ذلـك أن تقـوم بإعطاء حلول مهما كانت الحلول خاطئة أم صحيحة، وإنما يجـب لكـي تقـوم بأدائهـا الجيد أن تكون قادرة على إعطاء الحلول المقبولة و إلا تصبح قاصرة. [4]

1.3.4.5القدرة على التعلم:

تعتبر القدرة على التعلم إحدى مميزات السـلوك الـذكي و سـواء أكـان الـتعلم فـي البشر يتم عن طريق الملاحظة أو الاستفادة من أخطاء الماضـي فـان بـرامج الـذكاء الاصطناعي يجب أن تعتمد على استراتيجيات لتعلم الآلة. [4]

1.3. 5تقنيات الذكاء لصنعي:

من أهم تقنيات الذكاء الصنعي:

-المنطق الضبابيFuzzy logic.

-الخوارزميات الجينية Genetic algorithems.

- الشبكات العصبونية Nural networks.

1.3.5.1المنطق الضبابي (Fuzzy Logic):

1.3.5.1.1مقدمـة

إن مصطلح المنطق الضبابي (fuzzy logic) تم وضعه في عام ١٩٦٥ من قبل البروفسور لطفي زاده و استخدم المصطلح لوصف المجاميع متعدده القيم. حيث ظهرمفهوم المنطـق متعدد القيم في عام ١٩٢٠ في جامعه Heisenberg للتعامل مع ميكانيكا الكم، وطبق لطفي زاده منطق متعدد القيم ووضع مصطلح المجموعه الضبابيه (fuzzy sets) وهي المجموعه التي عناصرها ترجع الى قيم مختلفة.ويعتبر تحول من المنطق الكلاسـيكي الـذي يعبـر بالخطا او الصواب و بالرقم واحد او صفر ليصبح المنطق الضبابي متعدد القيم بين صفر

إلى واحد ويعتبر انتقال من الرياضيات التقليدية والأرقام إلى الرياضيات الفلسفية واللغوية. [5]

1.3.5.1.2 المجموعة التقليدية والمجموعة الضبابية (crisp sets and fuzzy sets)

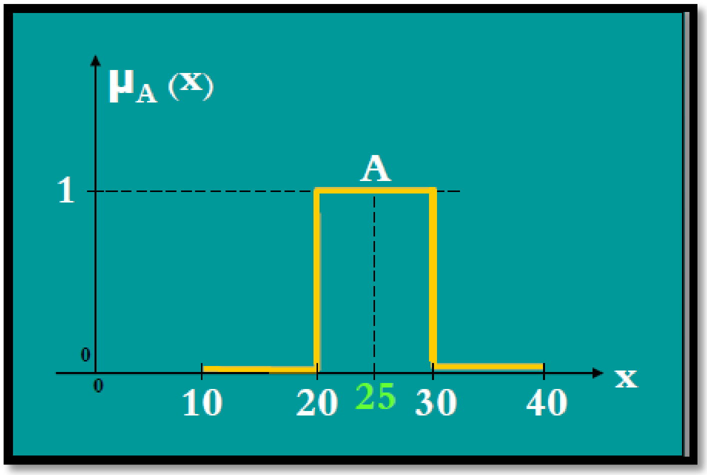
في المجموعة التقليديةأو الكلاسيكية يمكن لعنصر Xأن ينتمي إلـــى مجموعـــةAأو أنـــه لا ينتمي لها بتاتا، ويعبر عن ذلك إما بالقيمة ١ أو ٠.

أما في المجموعة الضبابية يمكن لعنصرXأن يكون منتمي إلى حد معين للمجموعةA.

مثلا لو كانت المجموعةA مجموعة درجات الحرارةالمعتدلةولنفترض أن درجة الحـــرارة المثالية ٢٥ مع قبول كل القيم بين ٢٠ و ٣٠ درجة على أنها تمثل قيماً لدرجـــة حـــرارة طقس معتدل.

في هذه الحالة تكون المجموعة A بالمفهوم الكلاسيكي الشكل (1-17)ممثلة رياضياً كالتالي:

A=(درجاتالحرارةمابين 20 و 30 درجة)



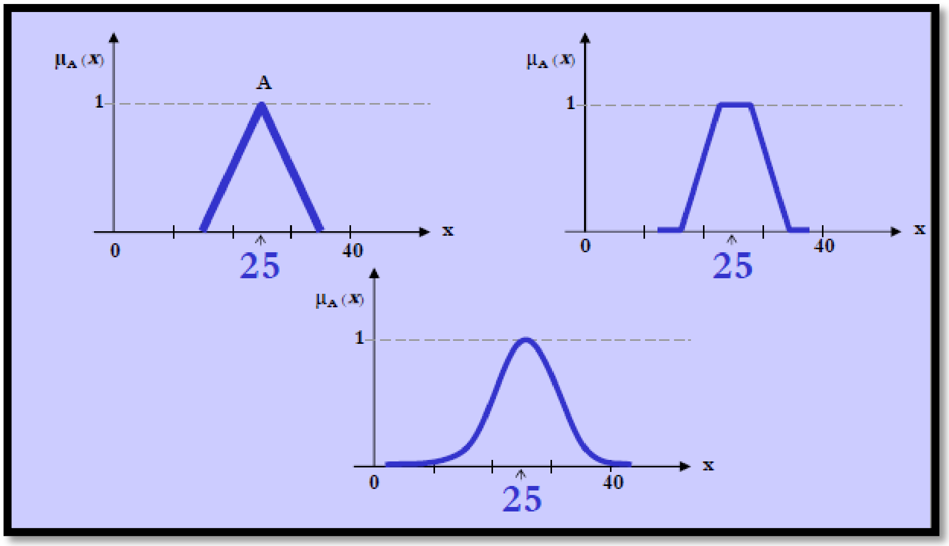
الشكل (1-17) تمثيل درجات الحرارة المعتدلة بالمنطق الكلاسيكي

تنتمي كل الدرجات ما بين ٢٠ و٣٠ لهذه المجموعة كليا وتستقصى كل القيم الأخرى بما فيها 19.9 درجة و30.1 درجة والتي تعتبر حسب هذا المفهوم الكلاسيكي غير معتدلة.

أما بمفهوم منطق الغموضالشكل (1-18) فيمكن تمثيل المجموعة A كالتالي:

A=(درجات حرارة الطقس المعتدلة)

نختار المجموعة الشاملة X لتضم درجات الحرارة من ٠ إلى ٤٠ وبالتالي تكون درجة انتماء القيمة ٢٥ لهذه المجموعة ١ وتقل هذه الدرجة كلما ابتعدنا عن هذه القيمة، ويمكن تمثيل هذه المجموعة الغموضية بأكثر من طريقة:



الشكل (1-18) تمثيل درجات الحرارة المعتدلة بالمنطق الضبابي

فهنا تعتبر قيمة الحرارة ٢٠ أنها معتدلة بنسبة 50%.[5]

1.3.5.2الخوارزميات الجينية (Genetics Algorithms):

1.3.5.2.1مقدمة بيولوجية:

كل الكائنات الحية تتألف من خلايا، يوجد في كل خلية نفس مجموعة الكروموزومات chromosomes.

حيث أن الكروموزومات هي عبارة عن سلاسل من الدي ان اي DNA ،وبإمكاننا القول بأن الكروموزومات هي بمثابة نموذج يمثل الكائن كله.إذ يتألف كل كروموزوم من عدد من الجينات ، التي بدورها عبارة عن كتل من الدي ان اي DNA، و كل جين gene

يرمّز بروتين محدد ، اي بشكل اساسي بإمكاننا القول بأن كل جين يرمّز صفة معينة فـــي الكائن الحي ، على سبيل المثال لون العينين .

ولكل جين ضمن الكروموزوم موقعه الخاص يـــدعى هـــذا الموقـــع ب locus .وتـــدعى المجموعة الكاملة من المادة الجينية –اي كل الكروموزومات – بالجينوم genome .وتدعى مجموعة محددة من الجينات ضمن الجينوم بالجينوتايب genotype .

يتحول الجينوتايب في الكائن الحي – بعد التطورات التي تلـــي مرحلـــة الـــولادة – إلـــى الفينوتايب phenotype ، الذي يمثل بدوره خواص فيزيائية مدركة في الكائن الحي ، مثل لون العينين ، الذكاء ، ...الخ.[5]

1.3.5.2.2مفهوم الخوارزمية الجينية:

ظهرت فكرة الطرائق الذكيـــة الحســـابية computational intelligence methods مثـــل الحوسبة التطورية evolutionary computing ، التي زودت الحاسب بإمكانية حل المسائل المعقدة دون الاعتماد على خبرة الإنسان،وانما حاولت الاستفادة من ألية التطور(المطروحة في نظرية داروين)وتحويلها لنموذج حاسوبي كإجرائية للأمثلة .

وتم طرح فكرة الخوارزميات الجينية –التي هي جزء من الحوسبة التطوريـــة – بشـــكل رسمي في الولايات المتحدة عام ١٩٧٠ من قبل بروفيسور في علوم الحاسب من جامعـــة ميشيغان يدعى جون هولاند Johon Holland ،وقد كان قد بدأ بالعمل عليها منـــذ بـــدايات

الستينيات، وكان هدفه تطور فهم إجرائية التطور الطبيعية وتصميم نظم صناعية لها مميزات مشابهه للنظم الطبيعية.

وكما أن الدافع المستمر لتحسين أداء النظم الحسابية ، جعل من الخوارزميات الجينية حلاً مغرياً وجذاباً من أجل حل بعض مسائل الأمثلة التي لم يكن من الممكن حلها بزمن معقول باستخدام بقية الطرق التقليدية السائدة.

وهكذا يتضح لدينا أنه تم استيحاء فكرة الخوارزميات الجينية من المنطلق البيولوجي، فغالباً عند محاولة حل مسألة ما ، يكون لدينا في كل مرة حل ، لكن هذا الحل غالباً لا يكون الحل الأمثلي ، وإنما نستطيع وضوحاً أن نرى بأنه لو كان بإمكاننا مكاملة هذا الحل مع حل سابق للمسألة بشكل أو بآخر، لاستطعنا الوصول للحل الأمثل، أي لو أن عدد من الحلول تواجدت معاً في لحظة معينة ،نلاحظ ان الحل الأمثلي يكون مبعثراً بينها ، وبالتالي فإن وجود الية لدمج هذه الحلول ، قد تولد لنا في لحظة ما الحل الأمثل.

فإذا تخيلنا كل حل بمثابة تتالي من الجينات ضمن كروموزوم –حل – المتواجد بدوره ضمن مجموعة من الكروموزومات المختلفة –عدة حلول للمسألة –ضمن تجمع ما،عندها بإمكاننا عبر العمليات المتاحة على الكروموزمات –التصالب والطفرة – انتاج حلول جديدة –كروموزومات جديدة أبناء– قد يمثل أحدها الحل الأمثل ، ونستطيع تقييم هذا الحل ،

عبر تابع الصلاحية fitness function ، الذي سيقيس جودة هذا الحل ، وبالتالي فرصـــته بالنجاةو الانتقال للجيل التالي.[5]

1.3.5.3الشبكات العصبونية الاصطناعية:

1.3.5.3.1 مقدمة:

ظهر علم الشبكات العصبونية الصناعية ليحاكي الدماغ البشري في طريقة تعلمه واستجابته لمتغيرات المحيط الخارجي.

وتعد الخلية العصبية هي الوحدة الأساسية لبناء الجهاز العصبي في الكائنات الحية، وتنتشر مليارات الخلايا العصبية في جسم الكائن الحي وتتفرع إلى نهايات تعمل على نقل الشعور بالإحساس وردود الأفعال من وإلى الدماغ.

ويعد التعلم واكتساب وتخزين المعرفة من الوظائف الأساسية للخلايا العصبية بجانب جمع ومعالجة وتوزيع الإشارات الكهربائية التي تمثل السيالات العصبية.وتكمن قابلية الدماغ لمعالجة المعلومات في حقيقة وجود شبكات مكونة من هذه الخلايا.

إن عملية نقل التنبيه هذه تؤدي مع الزمن عملية نقل التنبيه هذه تؤدي مع الزمن إلى تخزين معرفة عن العالم الخارجي في الخلايا العصبية الحية المكونة للدماغ.

انطلاقا من هنا أراد العلماء جعل الحاسب آلة ذكية يمكنها اكتساب المعرفة وتخزينها والتعرف عليها لاحقاً وذلك بمحاكاة عملية التعلم عند الإنسان فتوصلوا إلى علم الشبكات العصبية الصنعية وهو علم يندرج ضمن علوم الذكاء الصنعي.[8]

1.3.5.3.2تعريف الشبكة العصبونية الصناعية :

يمكننا تعريف الشبكات العصبية بعدة تعاريف:

- محاولة رياضية برمجية لمحاكاة طريقة عمل المخ البشري.
- مجموعة مترابطة من عصبونات افتراضية تنشئها برامج حاسوبية لتشابه عمل العصبون البيولوجي.
- بنى الكترونية تستخدم النموذج الرياضي لمعالجة المعلومات بناء على الطريقة الاتصالية في الحوسبة.

تعتبر الشبكات العصبونية الاصطناعية ، مجموعة متوازية من وحدات المعالجة الصغيرة و البسيطة التي تدعى بالعقد أو العصبونات ، في حين تكتسب الاتصالات البينية بين مختلف هذه الوحدات أهمية خاصة و تقوم بدور كبير في خلق ذكاء الشبكة . لكن على العموم ، و رغم أن الفكرة أساسا مستوحاة من آلية عمل العصبونات الدماغية فلا يجب أن نخلط كثيرا أو نشابه بين الدماغ و الشبكات العصبونية فالشبكات العصبونية أصغر و أبسط من العصبونات

البيولوجية و قد تكون مجرد وحـــدات افتراضـــية تنشـــئها بـــرامج الحاســـب ، كمـــا إن آلية عمل العصبونات الاصطناعية تقتبس بعــض ميــزات العصـــبون البيولـــوجي و لا تشابهه تماما ، بالمقابـــل أضـــيفت العديـــد مـــن الميـــزات و تقنيـــات المعالجـــة إلـــى العصبونات الاصطناعية بناء على أفكـــار رياضـــية أو هندســـية ، و هـــذه الإضـــافات أو أساليب العمل الجديدة (بعضها مقتبس مـــن الإحصـــاء أو مـــن نظريـــة المعلومـــات) لا ترتبط بالعصبونات البيولوجية أبدا . بالمقابـــل تبـــدي الشـــبكات العصـــبونية ميـــزة مهمة كان الدماغ يتفرد بها ألا و هي التعلم و هـــذا مـــا يمـــنح هـــذه الشـــبكات أهميـــة خاصة في الذكاء الصنعي .[7]

1.3.5.3.3مقارنة بين الخلية العصبية الحية والخلية العصبية الصنعية :

1.3.5.3.3.1الأجزاء الرئيسية للخلية العصبية الطبيعية :

تتكون الخلية العصبية الحية من ثلاثة أجزاء الشكل (1-19) :

الجزء الأولDendrites :

وهيعبارة عن متحسســـــــــــــات تقوم بالتقاط الإشارات العصبية مـــن خلايـــا عصـــبية أخرى. ويمكنهنا أن نتخيل أن الخلية العصبية الطبيعية التقطت حرارة مرتفعه أو بـــروده فتـــــــــقوم مجموعه من خلايا الجلد للإنسان بتحويل العملية الكيميائيـــة إلـــى إشـــارات

عصـــــــــــبية يتـــــــــــــــــمالتقاطها مـــــــــــن خـــــــــــلال الDendrites.

الجزء الثاني Soma :

تمثــــــل جســــم الخليــــــة و تقــــوم علــــى تجميـــــــــع الإشـــــــــــــارات

المــــــــــــــــــستقبلةمنخلال الDendrites التي تستخدم فــي المقارنـــة فــي جــزء

الAxonمن الخلية.

الجزء الثالث Axon:

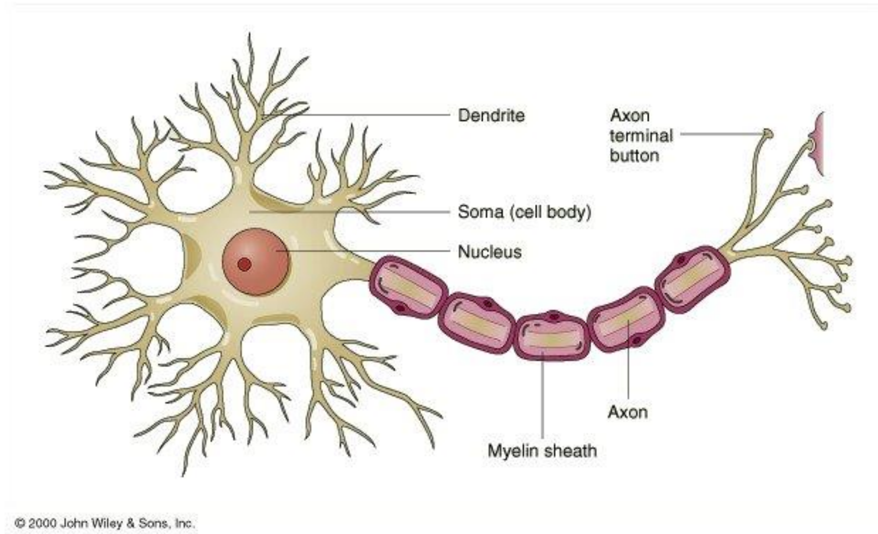
وهي الجزء الذي يقرر أنيتم إرسال إشارة إلـــى الخلايـــا التـــي تلـــي الخليـــة الحاليـــة.

وهنـــــــــــــــا يحدث العمل (لوتخيلنا أن عدد شحنات المجمعة من خلال ال Soma

أصبح كافي بدرجه معينـــه تكافئ درجةالشحنات في ال Axonفيتم إرســال إشـــارات ل

Dendritesللـــــــــــــــــخلايا التـــــــي تــــــــــــــــــــلي الخليـــــــة.

وفي مثال تحسس الحرارة العالية نجد أن الحرارة تحولت إلى عدد من الشحنات العصـــبية في خلايا الجلدو خلايا الجلد تمرر الإشارة إلى الخلايا العصبية.والخلايا العصـــبية تحـــت المنطقة المتعرضة للحرارة تحسست عدد كبير من الشحنات العصبية و تم تجميـــع هـــذه الإشارات في الخلية.ولكن عدد الإشارات المستلمة كبير بشكل أنه يكافئ الدرجـــة للحـــرق فإن الخلية ترسل إشارة للخلية اللتي تليها لكي تنقل المعلومة إلى العقل و هناك يتم فهم أنه يوجد حرق في المنطقه المتعرضة لدرجه حرارة عاليه.[5]



الشكل (1-19) الأجزاءالرئيسية للخلية العصبية الطبيعية

1.3.5.3.3.2الأجزاء الرئيسية للخلية العصبية الصناعية:

تتكون الخلية العصبية الصنعية من أربعة أجزاء الشكل (1-20):

١- الدخل Input :

مجموعة الإشارات المدخلة للعصبون، وتمثل بالشعاع (X1, X2, X3,….Xn) .

٢- الأوزانWeights :

تمثل قوة الارتباط بين العصبونات

٣-عنصر المعالجةProcessing Element

ويقسم هذا العنصر إلى قسمين:

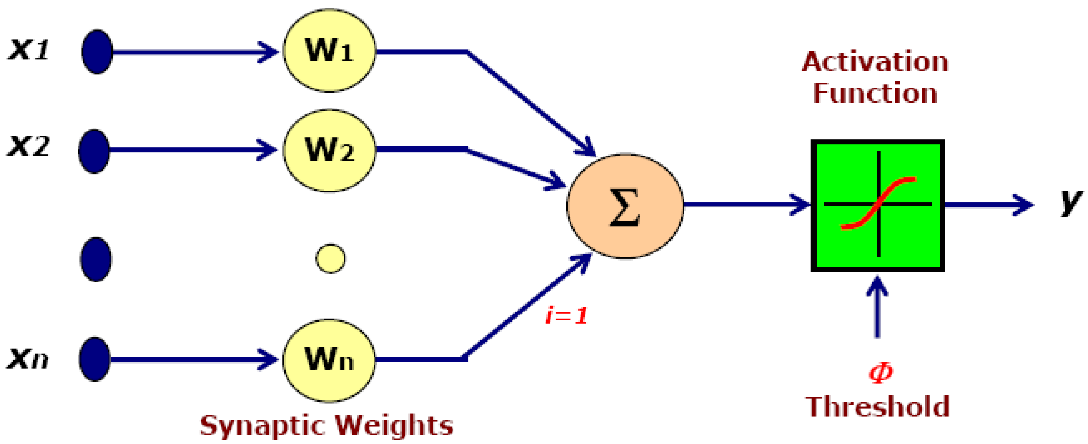
١-الجامع Adder لجمع إشارات الدخل الموزون

٢-تابع النقل أو تابع التفعيل Activation Function .

٤- الخرجOutput :

يمثل الخرج الناتج عن جسم العصبون.

نلاحظ أن العصبون الصناعي هو محاكاة للعصبون الحي.[5]



الشكل (1-20) الأجزاءالرئيسية للخلية العصبية الصنعية

1.3.5.3.4تابع التفعيل :

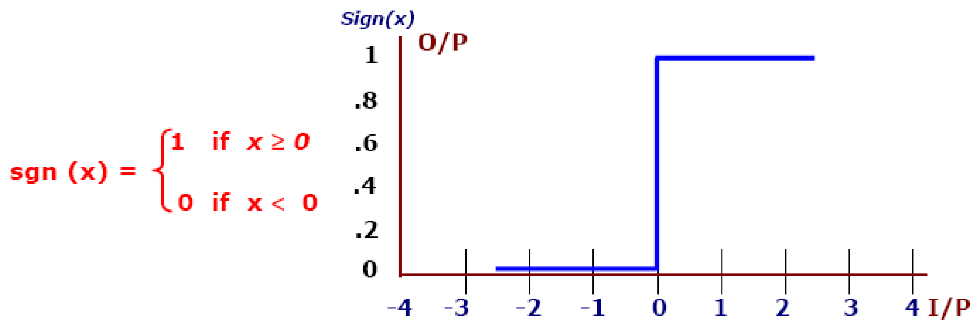
وهو التابع Y=f(X) الذي يصف العلاقة بين الدخل X والخرجY ،فمهمة تابع التفعيل هي جعل قيمة الخرج للشبكة ضمن مجال محدد، ويجب أن يمتلك الخواص التالية:

- أن يكون تابعا مستمرا .
- أن يكون قابلا للاشتقاق ومشتقه سهل الحساب .
- أن يكون انسيابيا غير متناقص.

وأهم توابع التفعيل المستخدمة :

1.3.5.3.4.1تابع العتبة أو تابع الخطوة الثنائي:

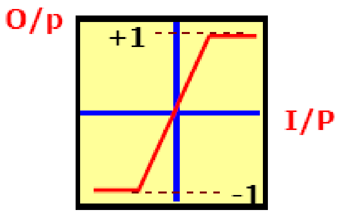
يحد هذا التابع من خرج العصبون بحيث يصبح الخرج مساويا الواحد إذا كان الدخل أكبر أو مساويا الصفر ويصبح الخرج مساويا الصفر إذا كان الدخل أصغر من الصفر الشكل (1-21).



الشكل (1-21)تابع العتبة

1.3.5.3.4.2 تابع التفعيل الخطي:

يستخدم هذا التابع في العصبونات المستخدمة في المرشحات التلاؤمية الخطيةالشكل (1-22).



-1 for a -ve weighted sum of inputs,

1 for a +ve weighted sum of inputs.

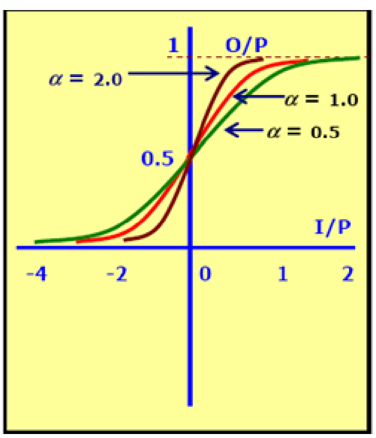
∝ I proportional to input for values between **+1** and **-1** weighted sum,

$$Y = f(I) = \begin{cases} 1 & \text{if } I \geq 0 \\ I & \text{if } -1 \geq I \geq 1 \\ -1 & \text{if } I < 0 \end{cases}$$

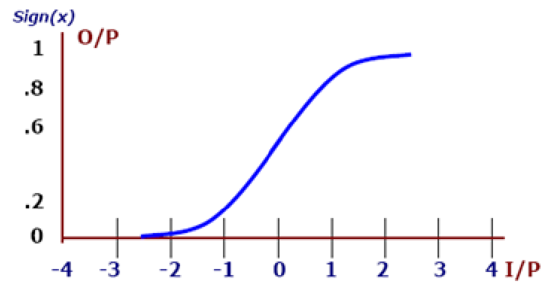
الشكل (1-22) تابع التفعيل الخطي

1.3.5.3.4.3التابع الثنائي Sigmoid:

يأخذ هذا التـــابع قـــيم الـــدخل المحصـــورة بـــين ∞ ـــــــ و ∞ + ويجعـــل الخـــرج محصورا بين ٠ و ١ ... وهو أكثر التوابع استخداما بســـبب ســـهولة اشـــتقاقه وكثـــرة أنواعهاالشكل (1-23).[9]



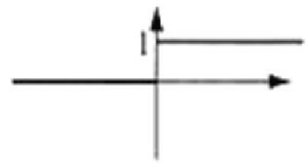
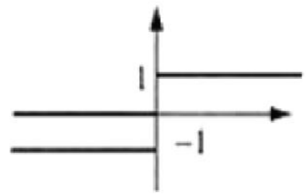
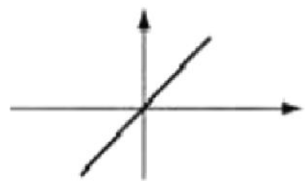
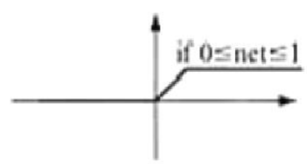
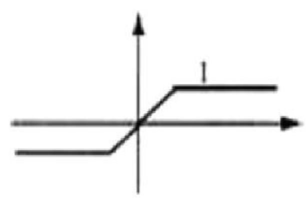
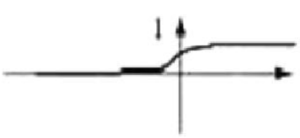
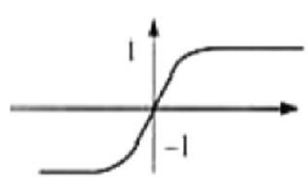
$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



الشكل (1-23)التابع الثنائي

وهناك العديد من توابع التفعيل وهي مبينة في الجدول (1-1).[8]

الجدول (1-1)أهم توابع التفعيل المستخدمة في الشبكات العصبونية

Hard Limit	$y = \begin{cases} 1 & if\ net \geq 0 \\ 0 & if\ net < 0 \end{cases}$	
Symmetrical Hard Limit	$y = \begin{cases} 1 & if\ net \geq 0 \\ -1 & if\ net < 0 \end{cases}$	
Linear	Y= net	
Sataurating Linear	$y = \begin{cases} 1 & if\ net > 1 \\ net & \\ 0 & if\ net < 0 \end{cases}$	
Symmetric Saturating LInear	$y = \begin{cases} 1 & if\ net > 1 \\ net & if\ -1 \leq net \leq 1 \\ -1 & if\ net < -1 \end{cases}$	
Log-Sigmoid	$y = 1/(1 + e^{-ner})$	
Hyperbolic Tangent Sigmoid	$y = (e^{net} - e^{-net})/(e^{net} + e^{-net})$	

Activation Functions

1.3.5.3.5مخطط الشبكات العصبونية :

كما ذكرنا سابقا أن الشبكات العصبونية الاصطناعية هي مجموعة متوازية من وحدات المعالجة الصغيرة و البسيطة والتي تدعى بالعقد أو العصبونات ، في حين تكتسب الاتصالات البينية بين مختلف هذه الوحدات أهمية خاصة و تقوم بدور كبير في خلق ذكاء الشبكة.

يمكننا أن نقول أن كل شبكة عصبونية تترتب بشكل طبقات من العصبونات الاصطناعية وهي طبقة دخل و طبقة خرج و طبقات مخفية تتواجد بين طبقتي الدخل و طبقة الخرج (ويمكن أن تكون بدونها) .

كل عصبون في إحدى هذه الطبقات يتصل بكافة العصبونات الموجودة في الطبقة التي تليه و كافة العصبونات في الطبقة التي تسبقه ، حيث ترده الإشارات أو القيم من عصبونات الطبقة السابقة ليقوم بمعالجتها و إعطاء قيمة خرج وحيدة تنقل إلى كافة عصبونات الطبقة التي تلي طبقته .

فكل عصبون إذا يتلقى عدة قيم دخل Input و يعطي قيمة خرج وحيدة Output (طريقة الوصل الموصوفة هنا هي الطريقة العامة لكن هذا لا يمنع من وجود طرق أخرى)، وقد ترتبط العصبونات أحيانا بدخل ثابت يدخل في كل عملية معالجة و لا علاقة له بمدخلات الشبكة يدعى الانحياز bias .

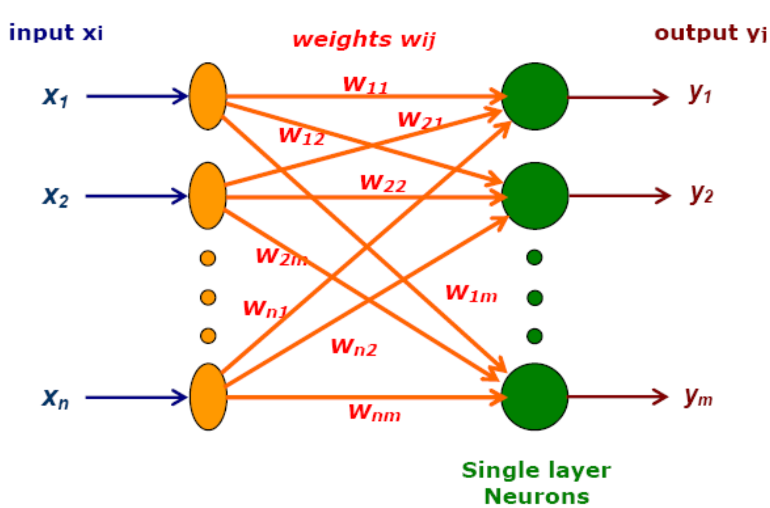
كل اتصال بين عصبون و آخر يتميز بارتباطه بقيمة تـدعى الـوزنW و هـي تشـكل مدى أهمية الارتباط بين هذين العنصرين ، يقوم العصـبون بضـرب كـل قيمـة دخـل واردة من عصبونات الطبقة السابقة بأوزان الاتصالات مـع هـذه العصـبونات ، مـن ثم جمع نواتج الضرب جميعا ، ثم إخضاع النتيجة لتابع تحويـل يختلـف حسـب نـوع العصبون ، ناتج تابع التحويل يعتبر خـرج العصـبون الـذي ينقـل إلـى عصـبونات الطبقة اللاحقة.

1.3.5.3.6تصنيف الشبكات العصبونية:

تصنف الشبكات العصبونية حسب عدد الطبقات إلى:

1.3.5.3.6.1الشبكات العصبونية وحيدة الطبقة(single layer perceptron):

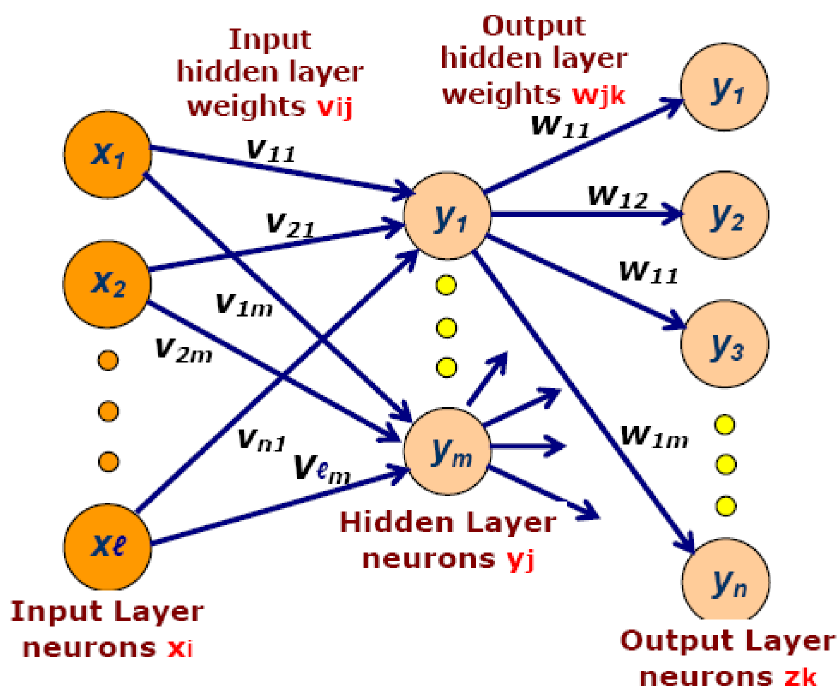
تتألف من طبقة معالجـة وحيـدة، ويسـمى هـذا النـوع أيضاًـLinear الشـكل (24-1).[16]



الشكل (24-1) الشبكة العصبونية وحيدة الطبقة

1.3.5.3.6.2 الشبكات العصبونية متعددة الطبقات(multi layer perceptron):

تحتوي على أكثر من طبقة للمعالجة وقـد تكـون بعـض الطبقـات مخفيةالشـكل (1-25)، ويمكن أن تكون الطبقة المخفية مكونة من عصـبون واحـد فقـط، ووظيفـة هـذه الطبقة زيادة قدرة الشبكة العصبية من معالجة البيانات كمـا يمكنهـا مـن إيجـاد الحـل الأمثل وإيجاد حـل أي مشـكلة معقـدة وبالتـالي تحسـين الأداء، إلا أن عيبهـا أنهـا تبطئ من عملية المعالجة.[16]

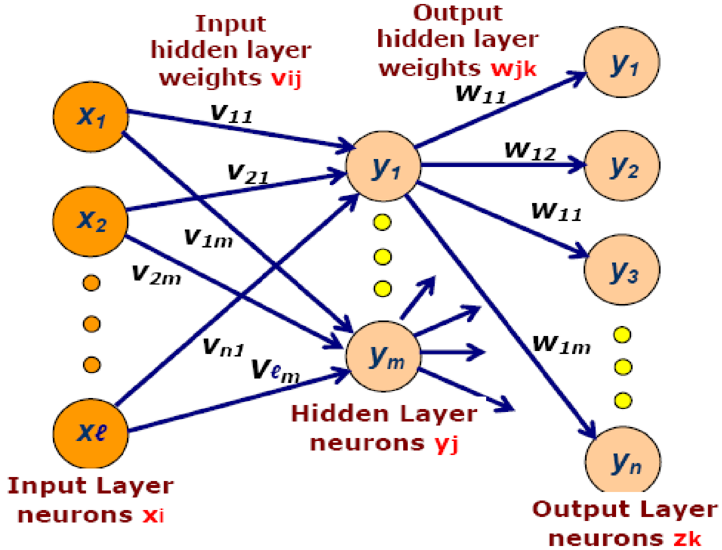


الشكل (1-25) الشبكة العصبونية متعددة الطبقات

كما تصنف حسب التغذية إلى:

1.3.5.3.6.3الشبكة ذات التغذية الأمامية :

هذا النوع يحتوي على طبقتين دخل وخرجالشكل (1-26)، وفي هذه الحالة تكون المدخلات مرتبطة مع المخرجات بدون أي عملية ارتدادية أي بدون أي عملية دورانية ولذلك سميت بالتغذية الأمامية أي من الحدث إلى الهدف. [16]

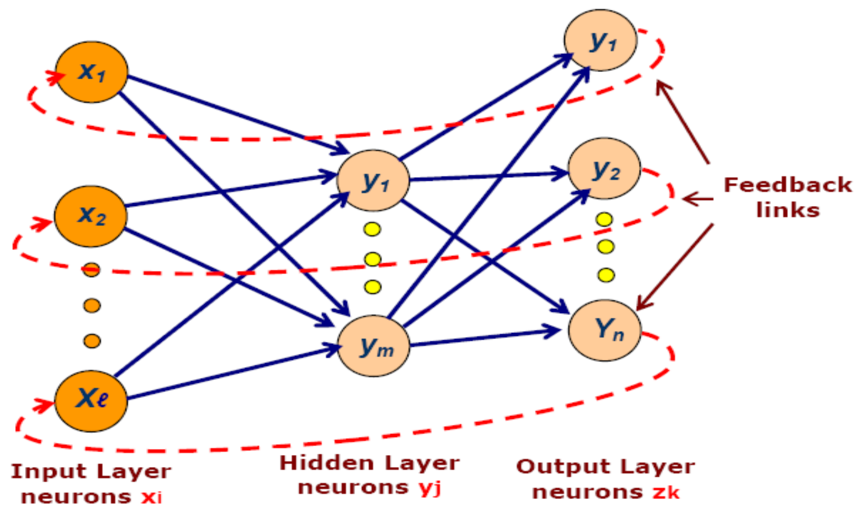


الشكل (1-26) الشبكة العصبونية ذات التغذية الأمامية

1.3.5.3.6.4الشبكات ذات التغذية الخلفية (تكرارية):

هذا النوع يحوي على الأقل حلقة تغذية خلفية واحدة الشكل (1-27)، ويمكن أن يتألف من طبقة واحدة من النيرونات، وكل عصبون يعود خرجه إلى دخل كل العصبونات المتبقية .

وقد يكون هناك تغذية خلفية ذاتية أي أن خرج العصبون يعود إلى دخله ولكن هذه الشبكات قليلة الاستخدام في المجال الحيوي لأننا نستطيع تحقيق الأهداف الحيوية من خلال شبكات أمامية.[16]



الشكل (1-27) الشبكة العصبونية ذات التغذية الخلفية

1.3.5.3.7 تدريب الشبكة العصبونية:

يقصد بعملية تدريب الشبكة العصبونية بضبط الأوزان ،و ذلك عن طريق إعطاء الشبكة مجموعة من الأمثلة التي يجب أن تكون مختارة بعناية، لأن ذلك سيساهم في سرعة تعلم الشبكة، ومجموعة الأمثلة هذه تسمى فئة التدريب.

وتنقسم طرق تدريب الشبكة العصبية إلى قسمين حسب فئة التدريب التي تعرض على الشبكة وهما:

1.3.5.3.7.1التدريب المراقب (بواســطة مــدرب) Supervised Learning of ANN's:

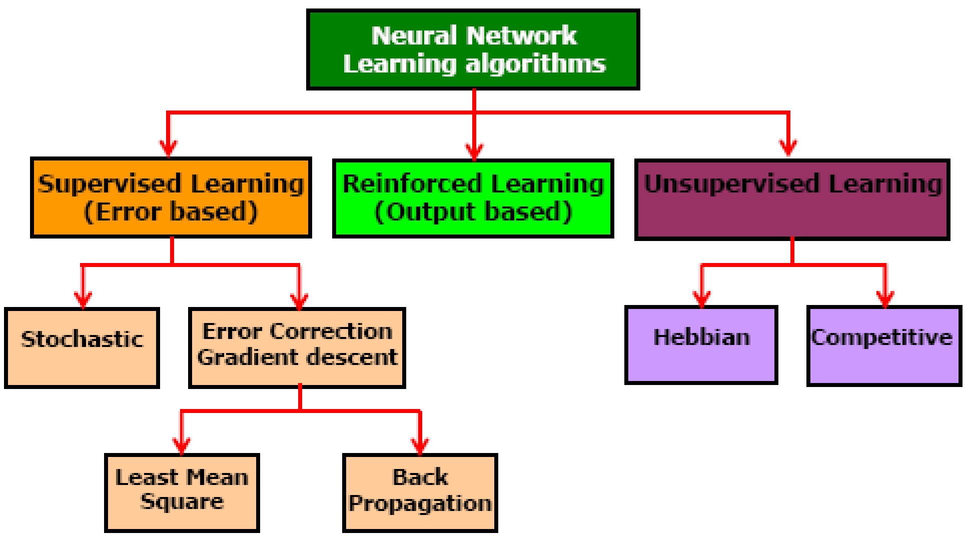
تقوم طريقة التعليم أو التــدريب بواســطة مــدرب للشــبكات العصــبية الاصــطناعية على فكرة عرض البيانات التدريبيــة أمــام الشــبكة علــى هيئــة زوج مــن الأشــكال وهما الشكل المدخل input والشكل الهدف target،ومن ثــم يــتم تــدريب الشــبكة عــن طريق خوارزمية معينة.

1.3.5.3.7.2التدريب غير المراقب (بدون مدرب) Unsupervised learning:

في هذه الطريقة تكون فئة التدريب عبارة عــن متجــه المــدخلات فقــط دون عــرض الهدف على الشبكة، وتســمى هــذه الطريقــة التعلــيم الــذاتي، حيــث تبنــي الشــبكة العصبونية أساليب التعليم على أساس قــدرتها علــى اكتشــاف الصــفات المميــزة لمــا يعرض عليها من أشكال وأنساق وقدرتها على تطوير تمثيــل داخلــي لهــذه الأشــكال، وذلك دون معرفة مسبقة وبدون عرض أمثلة لما يجــب أن تتجــه إليــه، وذلــك علــى عكس المبدأ المتبع في أسلوب التعليم بواسطة معلم.

1.3.5.3.8خوارزميات تعليم الشبكة:

إن الأوزان تمثل المعلومات الأولية التي ستتعلم بها الشبكة ، لذا لا بد من تحديث الأوزان خلال مرحلة التدريب ، ومن أجل هذا التحديث تستخدم عدة خوارزميات الشكل (1-28) مختلفة حسب نوع الشبكة.[16]



الشكل (1-28) خوارزميات تعليم الشبكة العصبونية

من أهم هذه الخوارزميات خوارزمية الانتشار العكسي Back Propagation Algorithm التي تستخدم في تدريب الشبكات العصبونية كاملة الارتباط وذات التغذية الأمامية ومتعددة الطبقات وغير الخطية، وتعتبر هذه الخوارزمية تعميم لطريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ الشكل (1-29)، ويتم تنفيذ هذه الخوارزمية من خلال مرحلتين رئيسيتين هما :

١- مرحلة الانتشار الأمامي Feed forward Propagation.

٢- مرحلة الانتشار العكسي Backward Propagation.

1.3.5.3.8.1مرحلة الانتشار الأمامي:

لا يحصل في هذه المرحلة أي تعديل للأوزان المشبكية، وتسبب قيم متجه الدخل استثارة لوحدات طبقة الإدخال ويعقب ذلك انتشار أمامي لتلك الاستثارة عبر بقية طبقات الشبكة.

وهنا يتم العمل وفق الخطوات التالية:

١- حساب مجموع نواتج جداء مداخل العصبون بالأوزان الموافقة:

$$V_j(n) = \sum_{i=1}^{m} W_{ji}(n) X_i(n) \qquad (1)$$

حيث:

X:شعاع الدخل للعصبون من الطبقة السابقة.

W:مصفوفة الأوزان.

N:رقم العصبون.

٢- حساب خرج العصبون بتطبيق تابع التفعيل على المجموع السابق:

$$y_j(n) = \varphi(V_j(n)) \qquad (2)$$

٣- حساب قيمة الخطأ في طبقة الخرج لكل عصبون:

$$e_j(n) = d_j(n) - yd_j(n) \qquad (3)$$

حيث:

di:الخرج المطلوب.

yi:النتيجة التي توصلنا إليها.

ei:مقدار الخطأ.

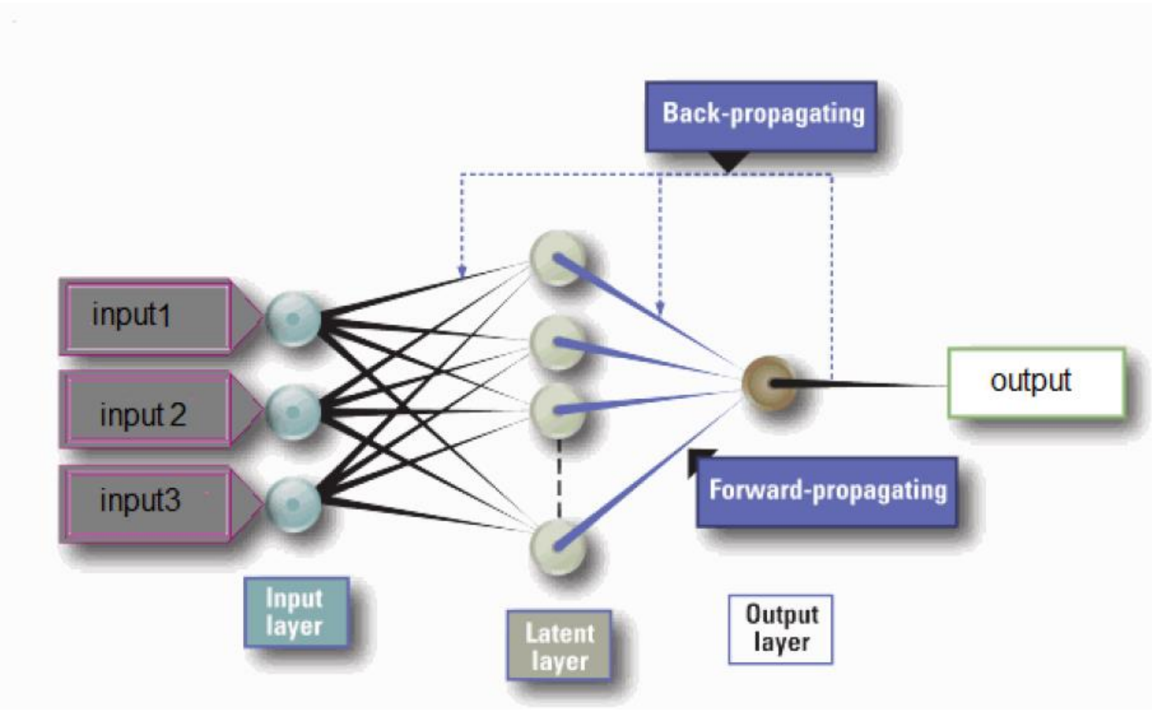
٤- حساب قيمة الخطأ لطبقة الخرج:

$$E(n) = (1/2)\sum e_j^2(n), \quad j \in C \qquad (4)$$

حيث C مجموعة التدريب

1.3.5.3.8.2مرحلة الانتشار العكسي:

وهي مرحلة ضبط أوزان الشبكة وتبدأ عند طبقة الخرج، فتنتشر إشارة الخطأ في الشـــبكة بشكل عكسي مؤدية على تعديل الأوزان وفــق قاعــدة الــدلتا (Delta error correlation learning rule)كالتالي:



الشكل (1-29)خوارزمية الانتشار العكسي Back Propagation Algorithm

من أجل كل عصبون في طبقة الخرج فإن قيمة تـــابع الـــدلتا لـــه يعبـــر عنـــه بجـــداء خطأ العصبون بالمشتق الأول لتابع التفعيل:

$$e_j(n).\varphi'(V_j(n)) \qquad (5)$$

ويكون مقدار التغيير في الوزن كما في العلاقة التالية:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta.\delta_j(n).x_i(n) \qquad (6)$$

حيث η معدل تعليم الشبكة.

إن قيمة صغيرة لمعدل التعلـــيم يعطـــي تغيـــرات صـــغيرة فـــي الأوزان مـــن تكـــرار لآخر مما يسبب البطء في عملية التعلم، أي كلفة عالية من حيث الزمن.

كما أن قيمة كبيرة جداً لمعدل التعلـــيم ســـتزيد مـــن ســـرعة عمليـــة الـــتعلم وبالتـــالي يسبب ذلك تغيرات كبيرة في الأوزان مما يجعل الشبكة غيـــر مســـتقرة وبالتـــالي فـــإن الحل سوف يتأرجح حول نقطة صغرى لن يصلها أبداً.

هناك طريقة بسيطة لزيادة معدل التعلم وتجنب خطورة عـــدم الاســـتقرار فـــي الشـــبكة وذلك بتعديل قاعدة الدلتا بإدخـــال مقـــدار تنشـــيط يســـمى (momentum term)، يـــؤدي إلى تغيرات منتظمة غير شاذة في الأوزان.

فتصبح العلاقة السابقة بالشكل التالي بعد إضافة هذا المقدار:

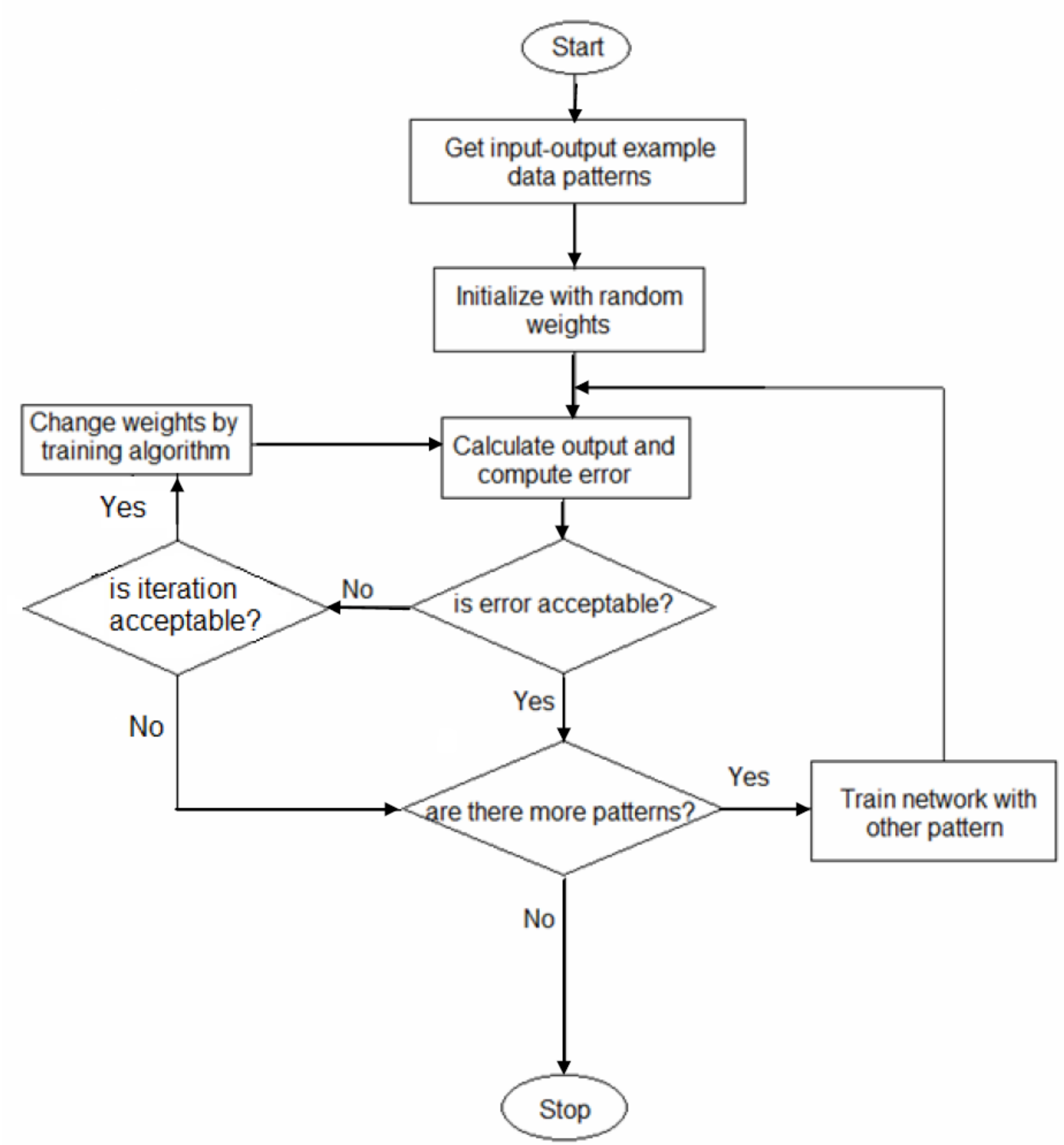
$$\Delta w_{ji}(n) = \eta.\delta_j(n).x_i(n) + \alpha.\Delta w_{ji}(n-1) \qquad (7)$$

حيث: α ∈ [0.1] :momentum constant

بعد تعديل قيم الأوزان الشبكية يتم إعـــادة تطبيـــق الخوارزميـــة إلـــى أن تصـــبح قيمـــة الخطأ مقبولة أو أن يصل عدد التكرارات إلـــى الحـــد الأعظمـــي المســـموح بـــه وهنـــا تنتهي العملية بالفشل.

في نهاية هذه المرحلة نكون قد حصلنا علـــى شـــبكة مدربـــة ولكـــل مـــن عصـــبوناتها مصفوفة أوزان نهائية.[12]

وفيما يلي المخطط التدفقي لهذه الخوارزمية الشكل(1-30).[8]



الشكل (1-30) المخطط التدفقي لخوارزمية الانتشار العكسي

1.3.5.3.9أنواع الشبكات العصبونية الصنعية :

فيما يلي سنذكر أهم الشبكات العصبونية الصنعية واستخدام كل نوع من هذه الأنواع.

1.3.5.3.9.1 العصبون التمثيلي أو عصبون McCulloch-pittsويستخدم في:

١- حساب التوابع المنطقية .

٢- تصنيف الأشكال .

1.3.5.3.9.2 شبكة Hebbوتستخدم في:

١-تصنيف نماذج الدخل .

٢-تعرف الاشكال .

1.3.5.3.9.3شبكات لبيرسبترون البسيطة Perceptronوتستخدم في:

١-التصنيف .

٢-تعرف الأشكال .

1.3.5.3.9.4الشبكات العصبونية الصنعية الأدلينوتستخدم في:

١-تصنيف النماذج .

٢-حقل الاتصالات .

1.3.5.3.9.5شبكة المادلين Madlineوتستخدم في:

١-تصنيف النماذج .

٢-تعرف الأشكال.

1.3.5.3.9.6شبكات الذاكرة المترافقة وتستخدم في:

١- شبكات ذاكرة الترافق المغاير أمامية التغذية وتطبق في تعرف الأشكال .

٢- شبكات ذاكرة الترافق الذاتي أمامية التغذية وتطبق في التخزين والاسترداد

٣- شبكات ذاكرة الترافق ثنائية الاتجاه وتطبق في التخزين والاستدعاء .

1.3.5.3.9.7الشبكات المتعددة الطبقات الأمامية التغذية والانتشار الخلفي :

أثبتت الشبكات المتعددة الطبقات أنها أدوات تطبيق فعالة في مسائل واسعة التنوع، ولذلك استعملت كثيراً من قبل المصممين العمليين في جميع حقول التطبيقات تقريباً.

وما على المرء إلا أن يبحث في المؤتمرات السابقة وما تضمنته من مقالات علمية ليرى أنها حفلت بكتب عن التطبيقات المستعملة لهذه الشبكات من الزراعة حتى علم الحيوان.

فالمقالات الموجودة في المجلات العلمية تؤكد عادة الفوائد المكتسبة من استعمال هذه الشبكات مثل التوفير في الكلفة العالية، وتحسين الدقة، وسرعة الحساب.

استخدمت هذه الشبكات في حقول عديدة شملت الهندسة، والقانون، وعلوم الحاسوب، وعمليات التحكم، والإحصاء، والتصنيع، والنقل، والمالية، والاتصالات، والطب، ... إلخ.

يمكن أن تتنافس هذه الشبكات مع البنى الأخرى للشبكات العصبونية في معظم مساحات التطبيق باستثناء التطبيقات المعتمدة على التعليم بدون معلم، وإذا توفرت مجموعة جيدة من معطيات التدريب لمسألة ما فإنه يبدو جلياً أن شبكة MLFF بطبقة مخفية واحدة، أو على الأكثر بطبقتين مخفيتين، تستطيع التعلم لتنفيذ المهام المرغوب بها بفعالية عالية.[3]

1.3.5.3.10 تطبيقات الشبكات العصبونية:

1.3.5.3.10.1 تحقيق الشروط المقيدة:

في العديد من المسائل تكون وسائط تعريفالنظـــام مقيـــدة ومعينـــة. فمـــثلاً نحتـــاج فـــي عملية تصنيع ألواح الدارات الإلكترونية المطبوعـــة إلـــى ثقـــب أعـــداد ضـــخمة مـــن الثقوب المتوضعة بدقة في الألواح، وســـيكون الـــزمن الكلـــي الـــلازم لإتمـــام عمليـــة الثقب تابعاَ للنظام المتبع للتثقيب،لأن هـــذا يحـــدد المســـافة الكليـــة المقطوعـــة خـــلال عملية التثقيب.

هذه القضية مشابهة لمشكلة البائع الجوال التـــي تعتبـــر مســـألة اســـتمثالوتحقيق شـــروط محددة. ستكون الشروط المقيدة بحيث أن كل ثقـــب يجـــب أن يـــزار مـــرة واحـــدةفقط، في حين يتحقق الاستمثال بتخفيض الزمن الكلـــي المصـــروف فـــي عمليـــة التثقيـــب، إذ يجب أن يكون زمن تثقيب اللوح منخفضاً لنحصـــل علـــى حـــل أمثلـــي بهـــدف تقليـــل الكلفة.

1.3.5.3.10.2الذواكر القابلة للعنونة بالمحتوى :

يمكن أن تعمل بعض بنى الشبكات العصبونية الصنعية كذواكر لتخزين أشكال الدخل، حيث يجري استرداد الشكل المخزن متى قدمنا للشبكة الشكل المصاحب.

يمكن أن يكون للشكل المسترد نفس الشكل المخزن (ربما بنفس التشويه؛أو بضجيج مضاف أو خانات محذوفة) أو شكلاً مختلفاً آخر.

تسمى مثل هذه الشبكات ذواكر قابلة للعنونة بالمحتوى أو بمحتواها باعتبار أنها يمكن أن تستعمل لاسترداد الأشكال بواسطة أداة مقودة من محتوى النماذج المخزنة.

1.3.5.3.10.3 معالجة الإشارة:

أصبحت الحاجة لمضاعفات الصدى المتكيفة ضرورة ملحّة،وذلك بعد تطور عالم الاتصالات وتوسع شبكات الاتصال الهاتفية القارية، ففي حقل معالجة الإشارة هناك تطبيقات متعددة للشبكات العصبونية الصنعية، أحدها ترشيح الضجيج على الخطوط الهاتفية،والشبكة المستخدمة لتحقيق هذا الغرض هيشكل من (ADALINE).

1.3.5.3.10.4ضغط المعطيات:

هناك تطبيق آخر في حقل الاتصالات ،وهو استعمال بعض الشبكات العصبونية لتعلم التطبيق (MAPPING) ،هذا يعني إنقاص عدد أبعاد فراغ أشكال الدخل ،ومن ثم إنجاز نوع من ضغط المعطيات،وبذلك نكون قد أنقصنا من عرض حزمة كمية المعلومات الواجب إرسالها في تطبيقات بث المعطيات، وأنقصنا سعة ذاكرة التخزين اللازمة عندما نخزن مجموعات الأشكال.

تظهر أهمية ضغط المعطيات خصوصاً في التطبيقات التي تجمع وتعالج كمية ضخمة من المعطيات، كما في حالة معالجة الصور الملتقطة عبر الأقمار الصناعية (معالجة الصور).

1.3.5.3.10.5التشخيص:

التشخيص هو تطبيق عام للشبكات العصبونية في حقول عديدة، كالطب والهندسة والصناعة....،وتعتبر هذه القضية إحدى المهام الأساسية للتصنيف؛حيث تتطلب ربطاً صحيحاً بين أشكال الدخل،التي تمثل شكلاً ما من الأعراض أو السلوك غير الطبيعي،والمرض الموافق أو العطل الجهازي أو نوع آخر من التقصير الوظيفي.

1.3.5.3.10.6التحكم :

استعملت الشبكات العصبونية الصنعية بفعالية في التحكم في الروبوت المتجول في الهواء الطلق،بما في ذلك مهام قيادة المركبات بدون سائق(ذاتية القيادة).

وقد دربت هذه الشبكات على مهام صعبة مثل تفريغ عربة مقطورة في ميناء بأقل جهد،حتى عربات بمقطورتين مرتبطتين إحداهما مع الأخرى.

واستخدمت أيضاً للتحكم بنجاح في توضع الالكترودات الكبيرة في عمليات لحام القوس الكهربائي المستعملة في شركات تصنيع الفولاذ،حيث وفرت للشركات الملايين من الدولارات من خلال توفير الطاقة الكهربائية المستهلكة وإطالة عمر التجهيزات ذات الكلفة المالية العالية جداً.

كما طورت شركة Mitsubishi الالكترونية اليابانية ثلاجة يتحكم فيها بواسطة تقنيتي الشبكات العصبونية الصنعية والمنطق الضبابي.

ويتم إنجاز التبريد بفعالية كبيرة حيث تقوم هذه الثلاجة بتثبيت درجة وزمن التبريد في مرحلة الفتح غير المتكرر، وتقوم بالتبريد القبلي قبل المرحلة التي يتكرر فيها فتح الباب ،وتستعمل أيضاً حساساً لكشف كمية الجليد لتمارس تحكماً كاملاً في الثلاجة.

1.3.5.3.10.7التنبؤ:

إن ظاهرة التنبؤ مهمة شائعة في مجالات عديدة:فمثلاً،تريد شركة منتجات استهلاكية معرفة النمو في مبيعاتها من أجل إنتاج جديد تريد طرحه في

الأسواق،ويريد علماء الطقس توقعاً صحيحاً عن الطقس،وتريد البنوك التنبؤ عن الاعتمادات غير المستحقة للشركات لمنحها قروضاً،وتريد مجموعة إدارة المطارات معرفة نمو زبائنها الواصلين للمطارات المشغولة بالمسافرين،وتريد شركات الكهرباء معرفة مقدار تزايد طلبات مشتركيها من الطاقة الكهربائية مستقبلاً،وهكذا.

أظهرت الشبكات العصبونية الصنعية نجاحاً فائقاً بوصفها أداة تنبؤ في مختلف المجالات، كالتنبؤ بأن حادثاً ما سيحدث أو لن يحدث،والتنبؤ بزمن وقوع حادث معين،والتنبؤ بحصيلة وقوع حادث ما.

للتنبؤ بمستوى محدد من الدقة،يجب أن تدرب الشبكة العصبونية على مجموعات كبيرة من الأمثلة كالأزواج،ويجب أن تكون الشبكات العصبونية الصنعية فيما بعد قادرة على التعميم والاستقراء من الأشكال الجديدة التي ستقدم لها عن طريق الدخل للتنبؤ بنتائج وتأثيرات مرافقة.

1.3.5.3.10.8دمج معطيات عدة حساسات:

إن عملية دمج معطيات لاقط أو حساس هي عملية جمع معطيات من منابع متعددة لكي نستخلص معلومات أكثر من خلال عملية الجمع هذه التي لا يمكن استخلاصها من المنابع منفردة.

تشمل عمليات الدمج للمعطيات الكشف(Detection)،والاقتران(Association)،والترابط (Correlation)،والتقدير(Estimation)،وضم المعطيات لإنجاز تقدير مطابق،وتخمين زمني للحالات أو الأوضاع.

لقد تطورت تكنولوجيا الحساسات خلال الثمانينيات،وهذا ما أدى لانتشار واسع لتطبيقات دمج عدة حساسات.

ويشمل ذلك المعدات العسكرية،والتحكم في العمليات،والمراقبة، والروبوت،والتشخيص،ومجالات أخرى.

1.3.5.3.10.9الاستمثال :

استعملت الشبكات العصبونية الصنعية في الكثير من المسائل التي تتطلب حلا أمثليا أو قريب جدا من الأمثلي .

ومن تطبيقات الأمثلة : سعر وكمية بيع مقاعد المسافرين عبر الخطوط الجوية ، وجدولة عمليات التصنيع (سلسلة من المهام للآلات لمواجهة بعض المعايير) إيجاد الطريق الأقصر عبر كل الرحلات الممكنة بين عدد كبير من مدن العالم .

1.3.5.3.10.10تعرف الأشكال:

تعتبر الشبكات العصبونية الصنعية وسيلة جيدة لتعلم النوع الإدراكي للمهام،مثل تعرف الأشكال والنماذج المختلفة المعقدة:كصورة مرئية للأشياء والأحرف

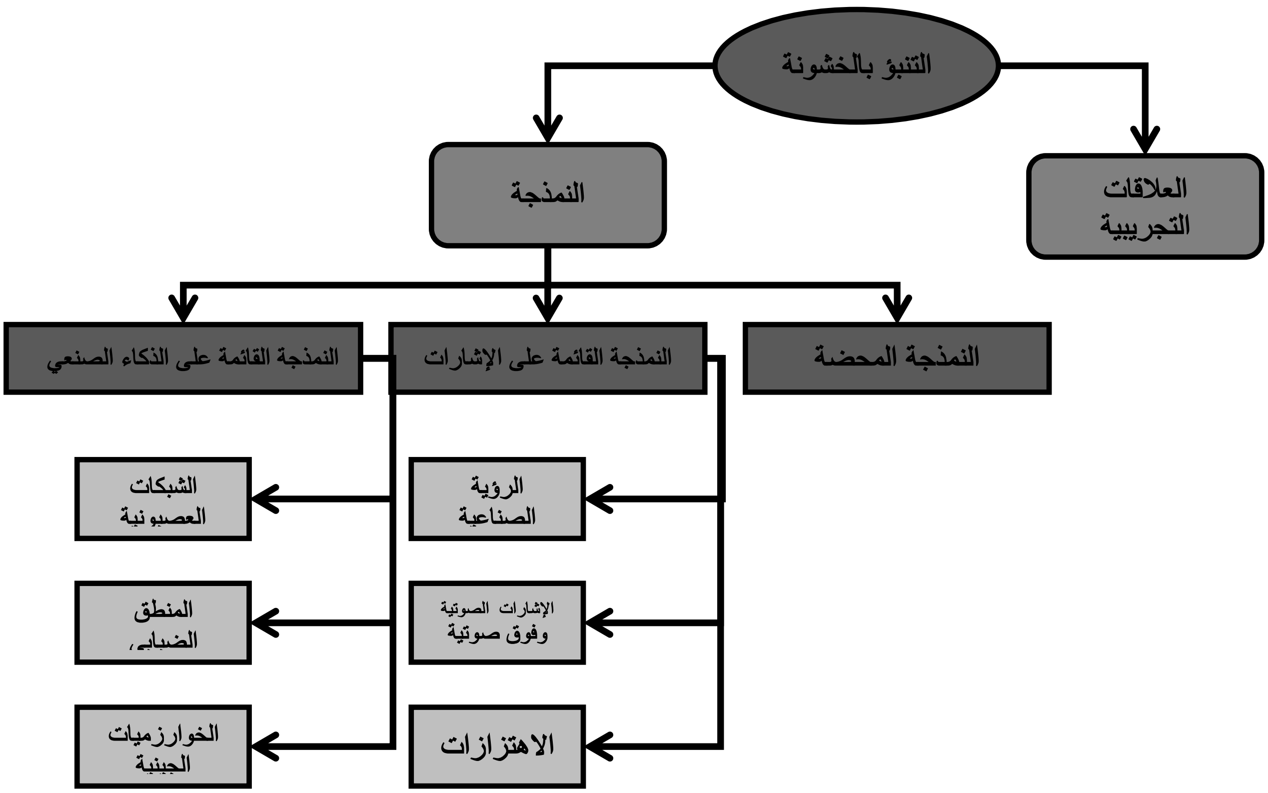
المطبوعة أو المكتوبة باليد،وتعرف الكلام المنطوق من قبل أناس مختلفين،وأنواع أخرى في هذا المجال.

وقد أثبتت عدة دراسات مقارنة،نفّذها كثير من الباحثين ،أن الشبكات العصبونية الصنعية تعتبر مقنعة ومرضية إذا ما قورنت مع الطرائق الإحصائية التقليدية المتبعة في تعرف الأشكال.[3]

1.4الطرائق المستخدمة لنمذجة العلاقة ما بين خشونة السطح و بارامترات القطع:

نظراً لتأثر خشونة السطح بشكل كبير ببارامترات القطع ،لذا استأثرت قضية التنبؤ بالخشونة اهتمام الكثير من الباحثين وذلك لإيجاد آلية تضمن الوصول إلى الجودة المطلوبة باستخدام بارامترات قطع مناسبة.

وقسمت الدراسات حول التنبؤ بالخشونة إلى قسمين قسم اعتمد العلاقات التجريبية وقسم اعتمد على النمذجة، كما قسمت النمذجة إلى النمذجة المحضة والنمذجة القائمة على الاشارات والتي تعتمد على الرؤية الصناعية أو الاشارات الصوتية وفوق صوتية أو الاهتزازات وأيضا النمذجة القائمة على الذكاء الصنعي باستخدام الشبكات العصبونية أو المنطق الضبابي أو الخوارزمية الجينية أو عن طريق دمج أكثر من أداة مع بعضها.وفيما يلي مخطط يوضح تقسيم هذه الدراسات الشكل **(1-31)**.



الشكل (1-31) مخطط يبين الطرق المتبعة لنمذجة العلاقة بين الخشونة السطحية وبارامترات القطع

1.4.1 الدراسات التجريبية :

في السابق تم استخدام نماذج تجريبية لتحديد العلاقة بين الخشونة ومتغيرات القطع من أجل الخراطة، حيث f هي معدل التغذية، S سرعة القطع، d عمق التغذية.

(Fang and Safi 1997)اقترحاعلاقة حسابية لمتوسط الخشونة السطحية

$$Ra = CoS^{c1} f^{c2} d^{c3} \quad (8)$$

حيث C1 C2 C0C3ثوابت تشرح النموذج التجريبي.[29]

(**Hongxiang2002**)اقترح علاقة أخرى تجريبية تربط الخشونة مع متغيرات القطع حيث استخدمت أداة من الألماس ومشغولة من خليطة ألمنيوم.[10]

$$Ra = 13{,}636S^{-0.102}f^{0.5123}d^{-0.382} \quad (9)$$

(**M. Cemal Cakir 2009**)درس تأثير كلا من بارامترات القطع ومادة التغطية لأداة القطع ، وذلك للتنبؤ بقيمة الخشونة السطحية لعملية الخراطة ، وتم وضع نموذجين رياضيين لكل أداة ،حيث اللقمة الأولى مغطاة (TiCN +Al2O3 +TiN) واللقمة الثانية (TiAlN).[18]

$$Ra(\text{Insert }1) = 2.228504 - 0.018730S - 4.875512f + 0.216281d + 0.000071S^2 + 79.888889f^2 - 0.058000d^2 - 0.057226Sf + 0.000621Sd - 0.204825fd \quad (10)$$

$$Ra(\text{Insert }2) = -0.155678 + 0.007654S - 1.737500f + 0.046754d - 0.000017S^2 + 33.916667f^2 + 8.22E - 14d^2 - 0.013904Sf - 0.000567Sd + 1.613596fd \quad (11)$$

واعتمد المرجع (**SANDVIK**) العلاقات التالية معتبراً أن الخشونة السطحية الناتجة عن التشغيل تتأثر بشكل كبير بالعلاقة بين قطر الأنف r والتغذية f ويتم حساب الارتفاع الاعظمي النظري للخشونة عن طريق العلاقة[17]

$$R_m = \frac{f^2}{8 \times r} \times 1000 \quad (12)$$

أما متوسط الخشونة السطحية فيعطى بالعلاقة [x]

$$R_a = \frac{f^2}{31.3 \times r} \times 1000 \quad (13)$$

هذه العلاقات التجريبية كانت علاقات محدودة الاستخدام نظراً لإغفالها العديد من البارامترات والتأثيرات المتبادلة بينها،كتأثير خصائص الأداة والمشغولة وظروف القطع.

1.4.2 النمذجة :

إن الاستراتيجية الأكثر شيوعا لمنع الوصول إلى خشونة غير جيدة أو لمنع كسر أداة القطع تقوم على الاختيار التقليدي لبارامترات القطع والتي لا تحقق الخشونة المطلوبة ولا تؤدي إلى ارتفاع معدل إزالة المعدن .

وللتغلب على هذه المشاكل قام الباحثون باقتراح نماذج تقوم بمحاكاة الظروف خلال عملية التشغيل ، ومن ثم تأسيس علاقة بين خصائص المنتج المطلوب والعوامل المؤثرة .[19]

ويمكن تقسيم تقنيات النمذجة إلى :

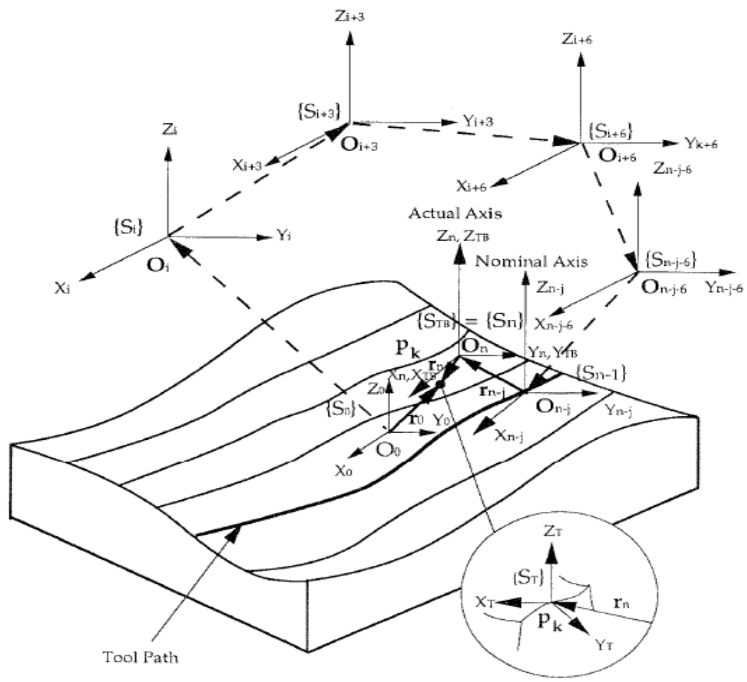
1.4.2.1 النمذجة المحضة Pure modeling: تهدف هذه التقنية إلى محاكاة بروفيل السطح أي تصوير تضاريس السطح ومن ثم تقييم جودة السطح .

ويشترك في عملية إنشاء النموذج حركة العملية، خصائص أداة القطع والمشغولة،آلية تشكل الرايش،وبارامترات القطع كلها .

إلا أنه من الصعب الوصول إلى نتائج دقيقة بواسطة هذا النموذج ، وبالتالي يتم إدخال بارامترات إضافية مثل قوى القطع، الاهتزاز،اهتراء أداة القطع، و ظواهر حرارية معينة وذلك لتوصيف أدق لهذه الظاهرة وبالتالي تحسين دقة المحاكاة .

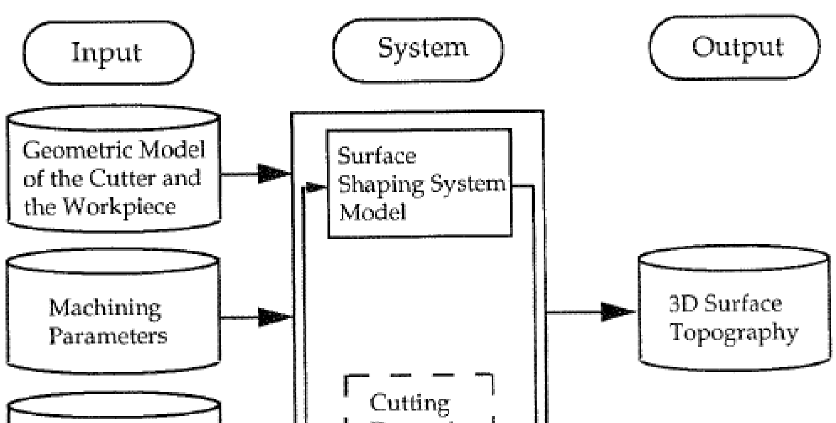
(**Ehmann 1994**)هدفت الدراسة إلى إيجاد نموذج تحليلي لتوليد السطح في عملية قطع المعادن ، حيث قام بنمذجة كلا من حركة الآلة وأداة القطع لتمثيل عملية توليد السطح كمحاكاة ثلاثية البعد لتضاريس السطح المفرز .

وهذه الطريقة سهلت الدمج بين الحركة الاسمية لأداة القطع وبين الأخطاء المختلفة الناتجة عن عملية التشغيل والعيوب في هندسة أداة القطع ، وتم صياغة معادلة مسار الأداة والتي تحدد العلاقة بين أداة القطع والمشغولة ووضع مجموعة مناسبة من نظم الإحداثيات ،حيث يوضح الشكل (1-32) نظام الإحداثيات الأساسي وإحداثيات مسارأداة القطع.



الشكل (1-32)نظام الإحداثيات الأساسي وإحداثيات مسارأداة القطع

ومن ثم يتم إنشاء معادلات رياضية لكل من مسار أداة القطع وحركة هذه الأداة ،وبالتالي التوصل إلى معادلة تربط بين إحداثيات أداة القطع وإحداثيات القطعة المشغلة ،هذه المعادلة يمكنها أن تتنبأ بطبوغرافية السطح المشغل، ويبين الشكل (1-33)نظام المحاكاة المطبق.



الشكل (1-33) مخطط يبين نظام محاكاة بروفيل السطح

وبالرغم من مزايا هذه الطريقة إلا أنهالاتأخذ بعين الاعتبار الكثير من العوامل التيتساهم في آلية تشكيل خشونة السطح، كما أنها تتطلب حل معادلات رياضية معقدة قد لا تكون ذات دقة كافية تحت بعض الظروف .[20]

1.4.2.2 النهج القائم على الإشارات :

خلافا لهذه الطرق التقليدية قام نهج يعتمد على نمذجة الإشارات الناتجة عن عملية التشغيل.

وهذه التقنيات تمتلك إمكانية المراقبة المباشرة على العملية ، وهي لا تعتمد على العلاقات الرياضية المعقدة،علاوة على ذلك فإنه يمكن تزويد تغذية خلفية عن حالة السطح إلى الآلة الرقمية من أجل تعديل بارامترات القطع خلال العملية مباشرة .

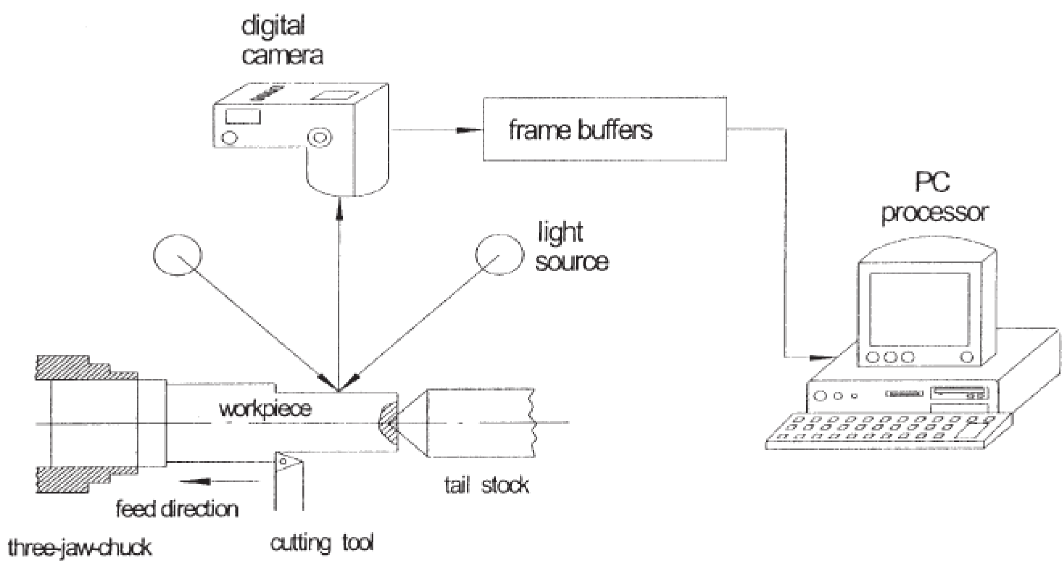
وتعتمد هذه المنهجية على الرؤية الصناعية،الإشاراتالصوتية وفوق صوتية، الاهتزازات.[19]

1.4.2.2.1الرؤية الصناعية:

(Lee 2001)اقترح استخدام تقنية الرؤية الصناعية لفحص خشونة السطح للقطعة المشغلة وذلك لعمليات خراطة مختلفة، ففي البداية يتم الحصول على صورة لسطح المشغولة باستخدام كاميرا رقمية ومن ثم يتم استخلاص الخواص من صورة السطح،واستخدمت شبكة كثيرة الحدود ذات نمذجة تكيفية ذاتية التنظيملبناء العلاقة بين خصائص صورة

السطح وخشونة السطح الفعلية الناتجة عن الخراطة، وكنتيجة فإن خشونة السطح للمشغولات يمكن أن يتنبأ بها وذلك إذا استطعنا أن نحصل على صورة السطح المشغل وشروط القطع .

والشكل (1-34)يبين الشكل التخطيطي لنظام الرؤية الصناعية للتنبؤ بخشونة السطح في عملية الخراطة .



الشكل (1-34) الشكل التخطيطي لنظام الرؤية الصناعية للتنبؤ بخشونة السطح

حيث يسلط مصدر ضوئي مناسب على المشغولة لتوضيح صورة السطح، وتؤخذ صورة السطح عن طريق الكاميرا ومن ثم تنقل الصورة إلى حاسب شخصي ويتم معالجتها والحصول على خواص صورة السطح، أي الحصول على الخشونة الحسابية Ga أما قيمة الخشونة السطحية Ra يتم قياسها بواسطة مقياس خشونة ، من ثم نستخدم الشبكة السابقة لتحديد العلاقة بين الخشونة الحقيقية والخشونة الحسابية .

والشبكة هي تقنية لمعالجة البيانات يتم فيها تحويل الأنظمة المعقدة إلى عناصر أبسط حيث تقسم المدخلات إلى مجموعات وتمرر عبر عقد وظيفية مستقلة ، وتقوم هذه العقد بتقدير الرقم المحدود للدخل بواسطة دالة ومن ثم تولد خرج يكون دخلاً لعقدة لاحقة في طبقة أخرى، وهكذا تمثل هذه الشبكة عنصر ذكاء الآلة وتستخدم بشكل فعال كمتنبئ لتقدير المخرجات للأنظمة المعقدة .

لكن هذا النهج له بعض السلبيات فهناك بعض الإشارات الزائدة لا نحتاج إليها ، كما يوجد بعض أخطاء القياس والتي لا يمكن تجنبها ، مما يؤدي إلى التنبؤ الغير دقيق .كما أن تكاليف أجهزة القياس مرتفعة وتصميمها معقد ة بالتالي يجعل من هذه الطريقة غير مناسبة للتطبيق الصناعي خلال عملية التشغيل.[21]

1.4.2.2.2الإشارات الصوتية وفوق الصوتية:

يمكن للعامل ذو الخبرة أن يكشف ببساطة عن كلل الأداة وذلك بالاستماع إلى الصوت الناتج خلال عملية التشغيل وأيضا بالفحص البصري لسطح القطعة المشغلة.

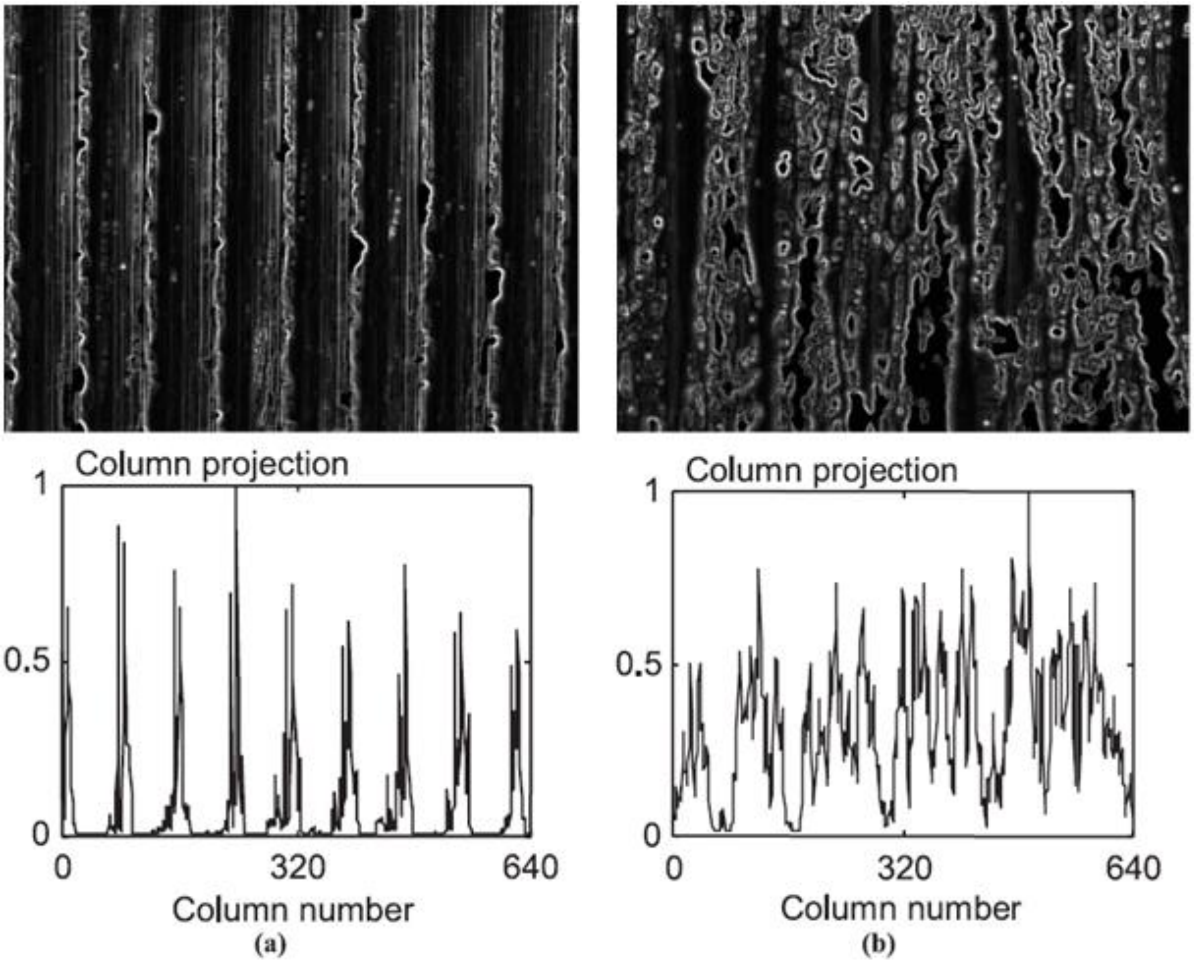
فهناك تطابق وثيق بين الخواص الهندسية لأداة القطع المهترئة أو الحاوية على التشققات الماكروية وبين الشكل الهندسي الناتج عن الأداة على سطح القطعة ، فالسطح المشغل هو انعكاس لشكل أداة القطع كما يعكس التغيرات الحجمية لشكل حافة القطع ،وتبعا لسلوك

التذبذب فإن حدة الصوت الناتج خلال عملية التشغيل عن أداة جيدة يختلف عن حدة الصوت الناتج عن الأداة الكليلة .

(Mannan 2000) قام بدراسة العلاقة بين خشونة السطح المشغل وإشارة الصوت الناتجة عن عملية التشغيل واهتراء الأداة ،حيث يؤثر اهتراء الأداة بشكل مفاجئ على السطح المشغل وعلى الصوت الناتج.

أثناء عملية التشغيل وبعد كل شوط نقوم بتصوير سطح القطعة المشغلة كما يتم مراقبة اهتراء الأداة عن طريق ميكروسكوب بصري،أما الصوت الناتج عن عملية القطع يتم أخذه بواسطة نظام صوتي رقمي .

تتشكل الأخاديد الظاهرة على الصورة من الأداة خلال التشغيل الشكل (35-1,a) ،وعندما تصبح الأداة مهترئة تظهر الجزيئات المهترئة من السطح المشغل بشكل أكبر كما تصبح تموجات السطح أكثر تعقيداً الشكل (35-1,b)، نلاحظ في الشكل أن المسافات المتساوية بالقمم تعود إلى علامات التغذية حيث الأخاديد المتشكلة من تغذية أداة القطع تكون هي المسيطرة على السطح وكلما اصبحت أداة القطع أكثر تشوهاً فإن مظهر السطح المشغل يختفي والأخاديد الناتجة عن التغذية تصبح أقل سيطرة .



الشكل (1-35) الأخاديد المتشكلة على السطح بسبب أداة التشغيل، a باستخدام أداة حادة،bباستخدام أداة مهترئة

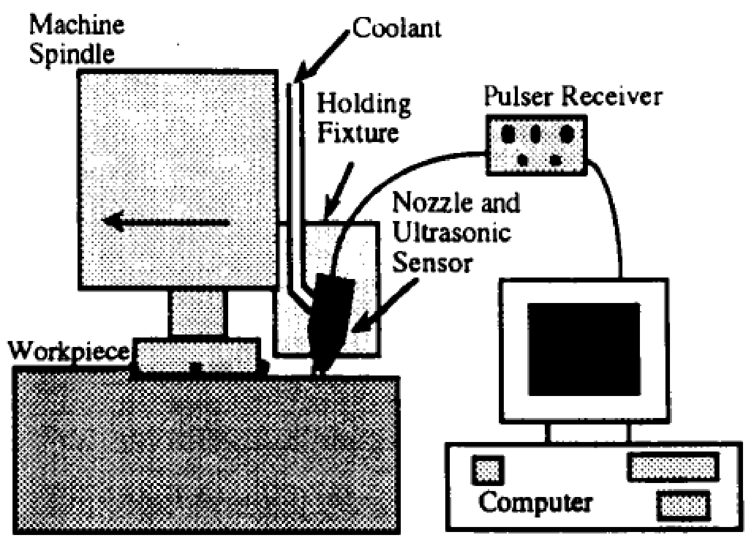
يتم تحويل إشارات الصوت الناتج عن عملية التشغيل عن طريق معادلات رياضية ومن ثم مراقبة الكثافة الطيفية لطاقة الإشارة المقاسة وبالتاي مراقبة شروط الأداة .

وتبين الدراسة أنه يمكن مراقبة شروط الأداة (أي التمييز بين الأداة الحادة من التالفة أو شبه التالفة) بنجاح عن طريق جمع البيانات المتحسسة بواسطة كاميرا CCD لتحليل الصورة ومايكروفون لتحليل الصوت .

في الواقع هذا النهج يمكن استخدامه فقط للتمييز بين ثلاثة مستويات للخشونة والتي تتوافق مع ثلاث حالات للأداة وهي الحالات السابقة .[22]

أما بخصوص التطبيقات باستخدام الأمواج فوق الصوتية فهناك عدد قليل من الدراسات في هذا المجال .

(SCOTT 1994)استخدم هذه التقنية في عملية المراقبة والسيطرة على خشونة السطح ، فبواسطة حساس فوق صوتي متصل مع كمبيوتر يتم إنتاج نبضة فوق صوتية والتي تنعكس بعد ذلك عن سطح قطعة التشغيل ومن ثم يتم قياس غزارة الإشارة الراجعة .



الشكل (1-36)النظام المعتمد على تقنية الأمواج فوق صوتية

يتم في البداية إنشاء علاقة بين الخشونة الناتجة عن الحساس وبين التغذية حيث أجريت عدة تجارب ورسم مخططات بين التغذية والخشونة الناتجة ومن ثم وضعت معادلة

رياضية تربط بين الخشونة المقاسة بالحساس الفوق صوتي والتغذية من جهة وبين الخشونة المتنبأ بها.

ويبين الشكل (1-36)النظام المستخدم حيث يوجد لدينا فوهة تقوم ببثق تيار ثابت من السائل الكافي والضروري من أجل الحساس الفوق صوتي ، كما أن استخدام الماء أفضل من الهواء لنقل الأمواج فوق صوتية ، وتم تثبيت حساس على علبة عمود الدوران وبالقرب من نقطة التشغيل وذلك لتأمين القياس المباشر بعد التشغيل ،قورنت نتائج الخشونة المقاسة بواسطة حساس US على الخط مباشرة مع الخشونة الفعلية بعد تشغيل القطعة، وكانت النتائج متطابقة مما ضمن أن الحساس يقوم بالقياس الصحيح.

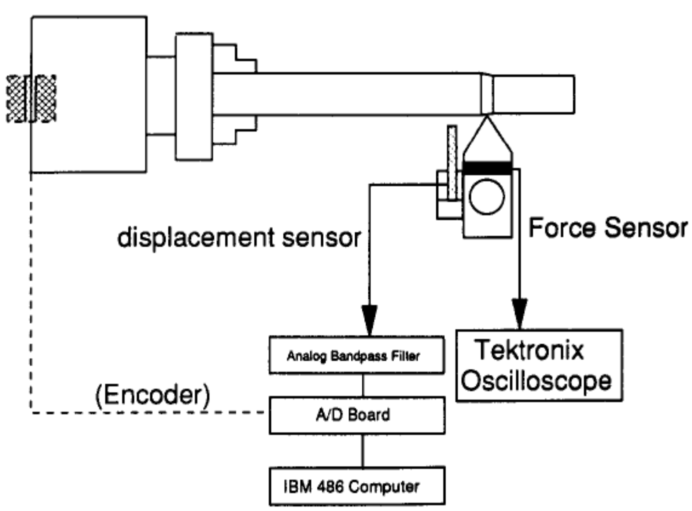
يتم قياس الخشونة عن طريق الحساس فوق صوتي وتنتقل الاشارة إلى حاسب شخصي، حيث يتم حساب الخطأ بين قيمة الخشونة هذه وبين الخشونة التصميمية ويتم تغيير التغذية ومن ثم إعادة تشغيل القطعة وهكذا حتى نصل إلى الخشونة المطلوبة، وبالتالي مكننا ذلك من التحكم بخشونة السطح على الرغم من تآكل الأداة.

الميزة الأساسية لهذه الطريقة أنها لا تتأثر بسوائل القطع أو الرايش الناتج كما هو الحـــال في تقنيات أخرى .[23]

1.4.2.2.3الاهتزازات :

هناك الكثير من الدراسات حول الاهتزاز الصافي وحركة نبضات الاهتزاز ونمذجتها،فإشارات الاهتزاز يمكن أن تكون طريقة للنمذجة للحصول على تعريف دقيق للبروفيل السطحي، فعن طريق دمج الاهتزاز مع بارامترات القطع اللازمة ، بارامترات هندسية ، حركة العملية ، خصائص أداة القطع ، يمكن الوصول إلى قياس نوعي وكمي لخشونة السطح .

فقدركز(**DONGYOUNG 1995**)على تطوير تقنية قياس الخشونة مباشرة وذلك بدراسة تأثير اهتزازات القطع في الخراطة، أظهرت النتائج أن الخشونة السطحية ذات شكل متكرر على طول القطعة وذلك عند استخدام معدل تغذية منخفض، وعند معدل تغذية مرتفع فإنه يقارب التردد الطبيعي لمحور دوران المشغولة .ويبينالشكل (1-37)مخطط لهذا النظام .

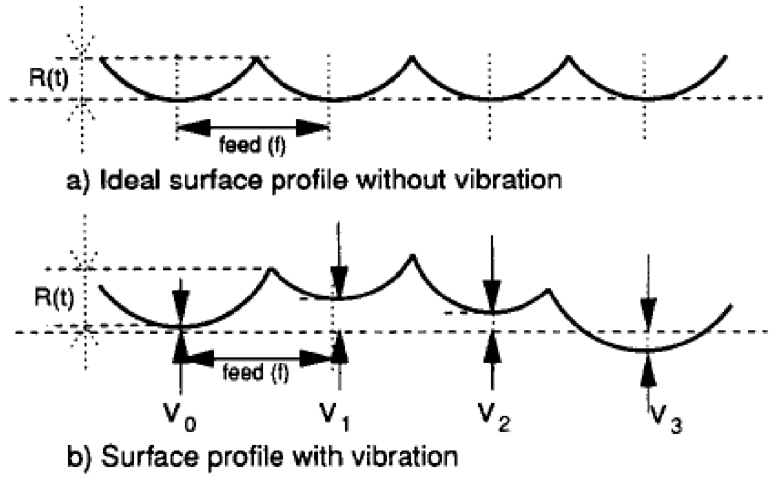


الشكل (1-37)مخطط للنظام المعتمد على إشارات الاهتزاز

حيث يوجد حساس إزاحة الكتروني يرتبط مع أداة القطع وذلك لالتقاط أي حركة نسبية بين الأداة والمشغولة خلال التشغيل، وتنتقل إشارات الاهتزاز ويتم تحويلها إلى إشارات كهربائية عن طريق الحساس،وتفلتر هذه الإشارات ومن ثم تحول إلى قيم رقمية عن طريق لوح A/D ،وبعدها تتم معالجتها على الحاسب عن طريق خوارزمية وبالتالي حساب خشونة السطح المشغل دون الحاجة إلى إيقاف عملية التشغيل .

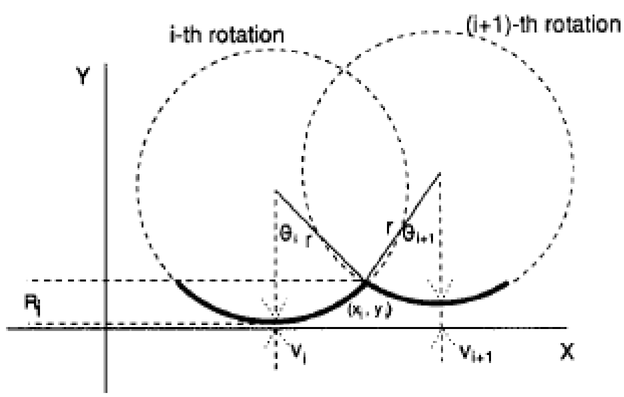
نحصل على الخشونة كنتيجة لتكرار حركة رأس أداة القطع على طول قطعة التشغيل خلال العملية ، وهذه الحركة النسبية ظاهرة معقدة إذ تعتمد على خصائص القطعة المشغلة ، شروط القطع ،اهتزاز الأداة،وتشكيل الرقاقة، كما أن بارامترات القطع من سرعة وتغذية وعمق قطعوتشكل الرايش والخصائص الديناميكية لهيكل الأداة الدوارة والقساوة غير المتجانسة للمشغولة تعد من العوامل الرئيسئة والتي تؤثر على الاهتزاز النسبي العشوائي بين الأداة والمشغولة .

وبالتالي يمكن افتراض أن متوسط الخشونة هو نتيجة للتراكب بين البروفيل النظري(الناتج عن حركة العملية)والبروفيل التذبذبي (الناتج عن ديناميكية العملية)الشكل (1-38).



الشكل (1-38) aالبروفيل النظري، bالبروفيل التذبذبي

يستخدم اختلاف المسافة بين الأداة والقطعة كمصدر لإنشاء البروفيل السطحي، ويبين الشكل أن سطح العينة يتغير تبعا للاهتزاز النسبي ونصف قطر الأداة لأن الاهتزاز النسبي في الاتجاه القطري للمشغولة هو المسؤول عن شكل الخشونة السطحية،ويظهر الشكل-39) (1 سطح المشغولة بين الدورة i والدورة i+1.



الشكل (1-39) سطح المشغولة الناتج بين الدورة i والدورة i+1

وبالتالي يمكن التعبير عن بروفيل السطح لكل دورة بمعادلة رياضية ومن ثم يتم التوصل إلى علاقة بين الخشونة Rmax وبين الاهتزاز النسبي، لكن سلبيات هذه الطريقة أنها تستخدم لالتقاط إزاحة المواد المغناطيسية فقط، وعلينا تنظيف المسافة بين الحساس والمشغولة باستمرار (كاستخدام تيار هواء) لمنع حدوث خطأ بالإشارة.[24]

1.4.2.3النهج القائم على الذكاء الصنعي:

تم تطبيق الذكاء الصنعي للتنبؤ بجودة السطوح من خلال تطوير نماذج للشبكات العصبونية ANN، الخوارزميات الجينية،المنطق الضبابي والتي تحاكي الطريقة التي يقوم بها العقل البشري في معالجة المعلومات واتخاذ القرارات .

(Tsai 1999)طور نظام لتقدير الخشونة السطحية للقطع المفرزة آخذا بعين الاعتبار تحقيق جودة السطح وزيادة معدل الإنتاج .

حيث استخدم حساس لقياس التسارع خلال عملية القطع لجمع قيم الاهتزاز ،وتم إدخال بيانات القطع من سرعة القطع ، معدل التغذية ، عمق القطع ومتوسط الاهتزاز في الدورة إلى نموذج شبكة عصبونية ذات أربع مدخلات وذلك للتنبؤ بالخرج وهو الخشونة السطحية.

وبينت النتائج أن الشبكة العصبونية المستخدمة ذات دقة عالية للتنبؤ بالخشونة السطحية تحت شروط قطع مختلفة ،كما أن هذا النظام اقتصادي وقادر على التنبؤ بالخشونة

السطحية أثناء تشغيل القطعة ،ويكمن إعطاء تغذية راجعة للعامل عندما يتطلب الأمر ذلك لاتخاذ الإجراءات اللازمة .[25]

(Oktem 2006)استخدم ازدواج من الشبكة العصبونية والخوارزمية الجينية للحصول على أفضل بارامترات قطع والتي تؤدي إلى أخفض خشونة ممكنة.

تم تدريب واختبار الشبكة ببرنامج الماتلاب واستخدم بارامترات القطع مثل سرعة القطع والتغذية وعمق القطع كدخل للشبكة أما الخرج فهو الخشونة السطحية ،بعد ذلك تم تزويد نتائج الشبكة إلى الخوارزمية الجينية وذلك من أجل الاختيار الأمثل لبارامترات القطع، ففي البداية نحدد المشكلة وهي :

ايجاد بارمترات القطع d, f ,S ضمن حدود بارامترات القطع المحددة .

تخفيض الخشونة Ra.

وتبدأ عملية حل مشكلة تحقيق الأمثلة عن طريق مجموعة الحلول المحتملة والتي يتم اختيارها بشكل عشوائي ،ثم يتم تطوير هذه الحلول عن طريق الانقسام ثم الاندماج مع حلول أخرى وهكذا حتى يتم الإبقاء على أفضل حل .

وفي النهاية تم تشغيل عدة تجارب بواسطة الفارزة وذلك باستخدام البارامترات التي تنبئنا بها باستخدام الخوارزمية الجينية ومن ثم قياس الخشونة الناتجة وكانت النتائج جيدة جداً.[26]

(Abburi and Dixit 2006)أنشأ نظام للتنبؤ بالخشونة السطحية في عملية الخراطة حيث استخدم كلاً من الشبكات العصبونية والمنطق الضبابي ، تم تدريب الشبكة العصبونية بحيث كان الدخل عبارة عن سرعة القطع ،التغذية ،عمق القطع،تسارع الاهتزاز القطري . وكان خرج الشبكة عدد من مجموعات البيانات التي تم تزويدها إلى المنطق الضبابي على شكل قواعد من (if-then) (إذا كان – فإن)، وبواسطة المنطق الضبابي تم التنبؤ بالخشونة السطحية عن طريق إعطاء متغيرات القطع، وكذلك بطريقة عكسية يمكننا التنبؤ بمتغيرات القطع عن طريق إعطاء الخشونة السطحية.[27]

وبالنظر للدراسات السابقة نجد أن :

- الشبكات العصبونية أكثر نجاحا إذا ما قورنت بالطرق التقليدية من حيث البساطة والسرعة والقدرة على التعلم من الأمثلة ،كما أنها لا تحتاج إلى الكثير من البيانات التجريبية .
- إن البارامترات التي تؤثر على التنبؤ بالخشونة باستخدام تقنية الشبكات العصبونية هي سرعة القطع ومعدل التغذية وعمق القطع .
- الشبكات العصبونية قادرة على نمذجة الصيغ (تعلم االعلاقات)اللاخطية بدون التعمق في الرياضيات المعقدة .
- إن الشبكات العصبونية لا تحتاج إلى فرضيات مسبقة في شكل المعادلة التي تربط بين الدخل والخرج مثل (معادلات الخطية ، تربيعية ،أسية ،كثيرات الحدود من درجة أعلى)
- تم تطوير برمجيات متعددة تسمح ببناء شبكات عصبونية مثل برنامج MATLAB والذي يمكن أن يستخدم بسهولة لتدريب واختبار بيانات القطع .
- يمكن أن تسمح هذه البرمجيات بتحسين النموذج عن طريق إدخال بيانات دخل جديدة دون أن نعدل بنية النموذج الأساسي .
- يمكن للباحث أن يقارن بين أداء مختلف خوارزميات التدريب للحصول على أدق نموذج قادر على التنبؤ بالبارامترات المطلوبة .

أما قيود الشبكات العصبونية في نمذجة عمليات القطع فهي :

- من الضروري إجراء تجارب تطبيقية وذلك لخلق شبكة واقعية .
- عمليات تكرار التدريب لتحسين أداء النموذج غير مضمون في بعض الحالات.

الفصل الثاني

الجزء العملي

مقدمة:

نظرا لما تتمتع به الشبكات العصبونية من الميزات السابقة قمنا باستخدام هذه الشبكات في دراستنا لبناء نموذج ذكي قادرعلى نمذجة العلاقة بين خشونة السطح ومتغيرات القطع بالخراطة .

ولنمذجة هذه العلاقة قمنا باتباع الخطوات العملية التالية:

١- تجهيز مجموعة من العينات ذات متغيرات قطع مختلفة وتشغيلها على المخرطة.

٢- قياس خشونة السطح للعينات المشغلة.

٣- نمذجة العلاقة بين خشونة السطح ومتغيرات القطع باستخدام الشبكات العصبونية.

٤- تقيم النموذج المستنتج للتأكد من صحته.

وفي النهاية قمنا بمقارنة منحنيات النموذج المستنتج مع نظائرها المستخلصة من العلاقات النظرية.

2.1تجهيز مجموعة من العينات ذات متغيرات قطع مختلفة وتشغيلها على المخرطة:

1.1.1بارامترات القطع المستخدمة:

كما رأينا يوجد العديد من المتغيرات التي تـؤثر علـى الخشـونة السـطحية ، ولكننـا اقتصرنا في دراستنا على البارامترات التاليـة ،عمـق القطـع d ، معـدل التغذيـة f ، سرعة الدوران S ، والتي تم دراستها ضمن المجال التالي الجدول(2-1) :

الجدول (2-1)بارامترات القطع المستخدمة في عملية الخراطة

جدول (2-1) بارامترات القطع المستخدمة في عملية الخراطة		
The depth ofcut (mm)	The cutting speed (m/min)	The feed rate (mm/rev)
0.5	100	0.10
1.0	150	0.15
1.5	200	0.2
2.0	250	0.3

تم تحديد البارامترات السابقة وذلـك بـالعودة إلـى مخططـات التشـغيل المناسـبة ، والتي تعطي قيم البـارامترات حسـب نـوع المعـدن المشـغل ونـوع أداة التشـغيل الشكل (2-1).

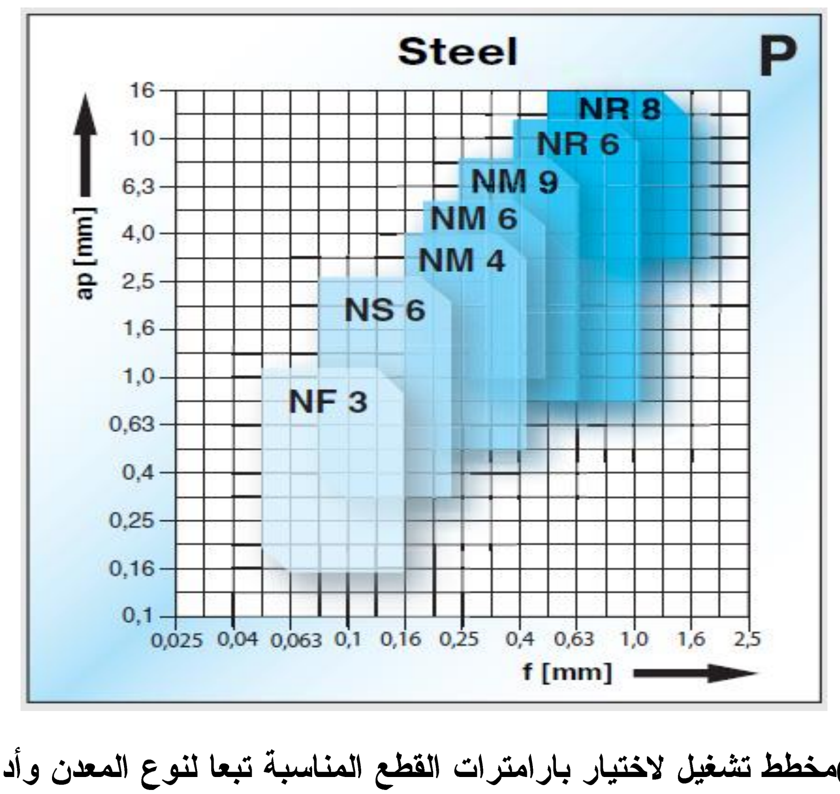
حيث يبين المخطط كيفية اختيار بـارامترات التشـغيل للفـولاذ مـن النـوع P وهـو الفولاذ الكربوني الذي اسـتخدمناه فـي دراسـتنا، ففـي البدايـة نحـدد أداة التشـغيل المناسبة ومن ثم نقوم باختيار مجال التشغيل لكل من معدل التغذية وعمق القطع.

أما اختيار سرعة القطع وجدنا انه :

- إذا كانت سرعة القطع أكبر من 70m/min، فإن التأثير الناتج عن زاوية الجرف في الخشونة الناتجة سيكون معدوما أما السرعات الأقل فإن تأثير زاوية الجرف سيكون كبيرا .

- زيادة سرعة القطع تؤدي إلى تخفيض تأثير تركيب المعدن والتحولات البنيوية أثناء التشغيل على الخشونة الناتجة .

لذلك وجدنا أنه من الأفضل أن نأخذ سرعات قطع > 70 m/min وبذلك نتخلص من تأثير زاوية الجرف ومن تأثير التحولات أثناء التشغيل على الخشونة الناتجة



الشكل (2-1)مخطط تشغيل لاختيار بارامترات القطع المناسبة تبعا لنوع المعدن وأداة التشغيل

في حين تم تثبيت كـل الظـروف الأخـرى مـن (خـواص أداة القطـع ،خصـائص العينة المختبـرة ، الاهتـزازات ...)، حيـث أجريـت جميـع التجـارب علـى نفـس المخرطة واستخدمنا لذلك نفس المادة ونفس الأداة لجميع العينات المختبرة .

اخترنا مادة الفولاذ CK60 وهي مـن الفـولاذ الكربـوني لتشـغيلها علـى المخرطـة ،وهي ذات المواصفات التالية :

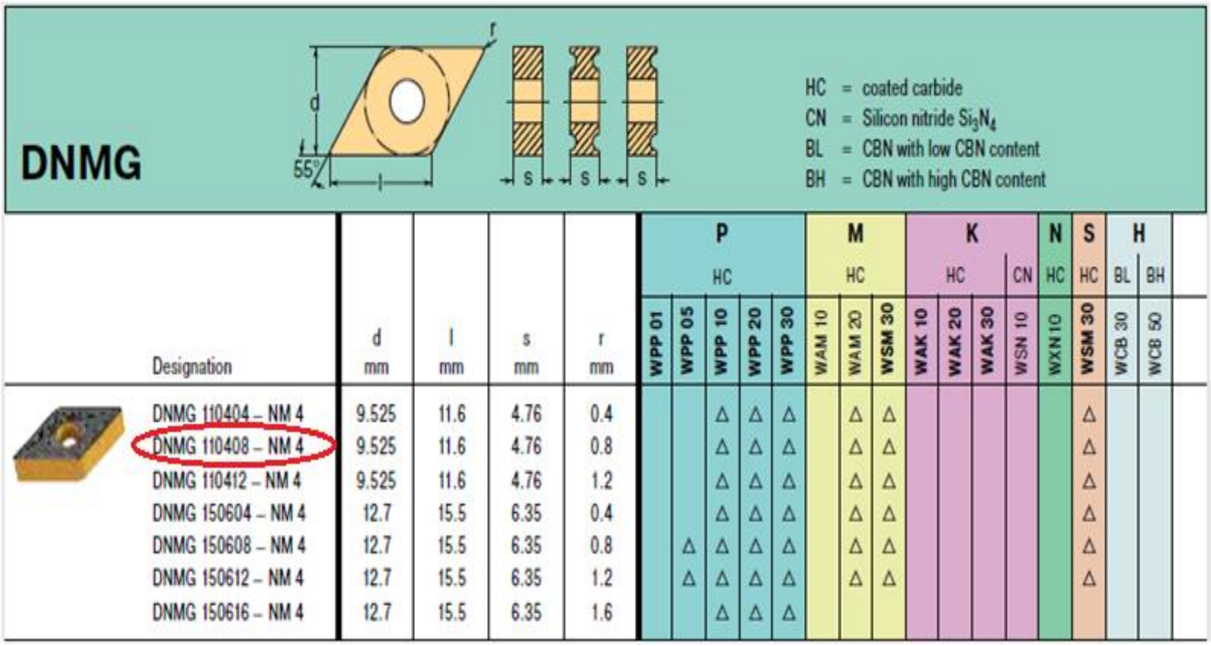
- التركيب الكيميائي الجدول(2-2).
- معامل المرونة E=210 GPa
- الكثافة $7.85\ g/cm^3$
- متانة الشد 670 MPa
- القساوة HB = 270

الجدول(2-2) التركيب الكيميائي للمادة المستخدمة في التشغيل

Nearest SAE grade	DIN number	Composition, wt%					
		C	Si	Mn	P	S	Others
1055	1.1220, D55-3	0.53–0.58	0.10–0.30	0.30–0.70	0.030	0.030	...
1060	1.1221, Ck60	0.57–0.65	0.15–0.35	0.60–0.90	0.035	0.035	...
1059, 1064	1.1222, D63-3	0.60–0.65	0.10–0.30	0.30–0.70	0.030	0.030	...

1.1.2أداة القطع المستخدمة:

أما أداة القطع المستخدمة لإجــراء التجــارب فهــي لقمــة كربيديــةذات المواصــفات المبينة في الشكل (2-2)وهي من النوع (wpp20 DNMG110408-NM4)



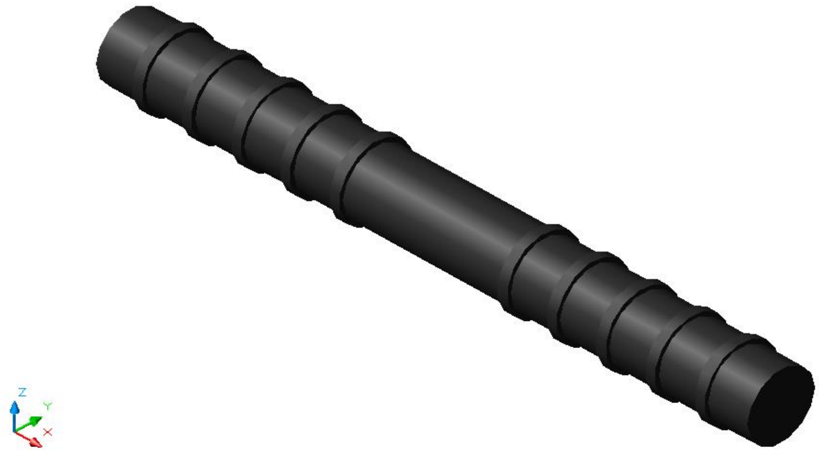
Designation	d mm	l mm	s mm	r mm	P HC WPP 01	WPP 05	WPP 10	WPP 20	WPP 30	M HC WAM 10	WAM 20	WSM 30	K HC WAK 10	WAK 20	WAK 30	K CN WSN 10	N HC WXN 10	S HC WSM 30	H BL WCB 30	H BH WCB 50
DNMG 110404 – NM 4	9.525	11.6	4.76	0.4			Δ	Δ	Δ		Δ	Δ						Δ		
DNMG 110408 – NM 4	9.525	11.6	4.76	0.8			Δ	Δ	Δ		Δ	Δ						Δ		
DNMG 110412 – NM 4	9.525	11.6	4.76	1.2			Δ	Δ	Δ		Δ	Δ						Δ		
DNMG 150604 – NM 4	12.7	15.5	6.35	0.4			Δ	Δ	Δ		Δ	Δ						Δ		
DNMG 150608 – NM 4	12.7	15.5	6.35	0.8		Δ	Δ	Δ	Δ		Δ	Δ						Δ		
DNMG 150612 – NM 4	12.7	15.5	6.35	1.2		Δ	Δ	Δ	Δ		Δ	Δ						Δ		
DNMG 150616 – NM 4	12.7	15.5	6.35	1.6			Δ	Δ	Δ											

الشكل (2-2)مواصفات اللقمة الكربيدية المستخدمة في التشغيل

أجريت التجارب علــى مخرطــة CNC فــي مخبــر التصــنيع بمســاعدة الحاســب (CAM) الموجود في كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية .

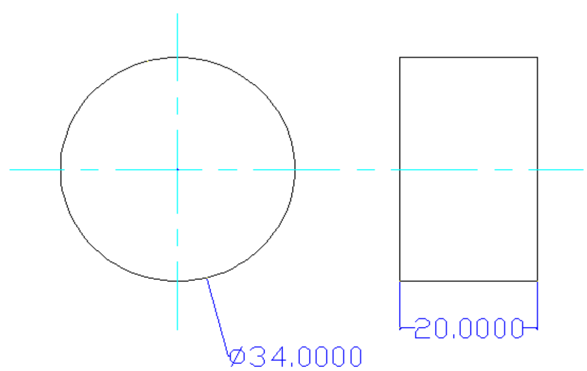
1.1.3العينات وإجراء الخراطة:

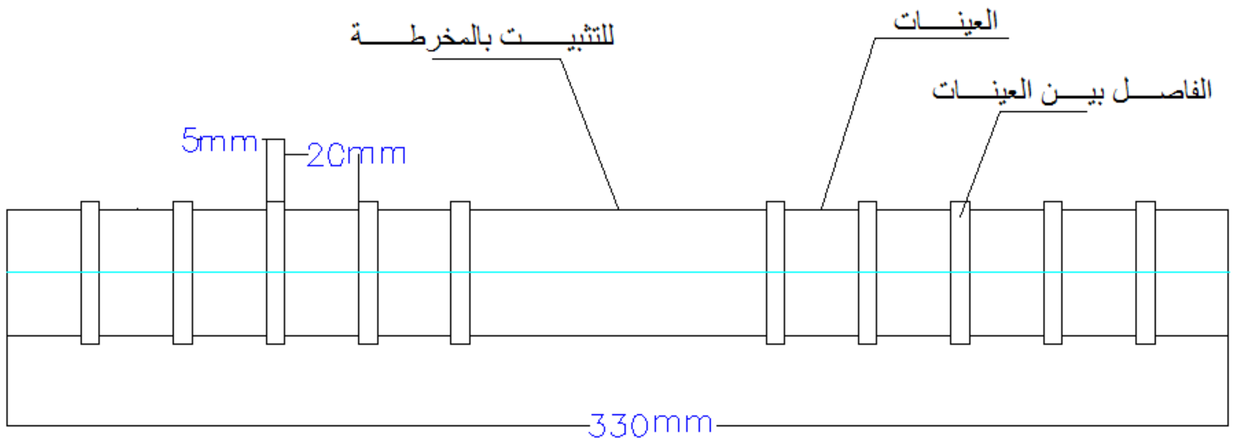
من أجل التشغيل علــى المخرطــة قمنــا بجلــب قضــيب الفــولاذ ذو الطــول 33cm وثبتناه من المنتصف ، وأجرينا تشغيل عشر عينــات عليــه أي خمــس عينــات مــن كل طرف كما في الشكل (2-3).



الشكل (2-3)شكل العينة التي تم تشغيلها على المخرطة

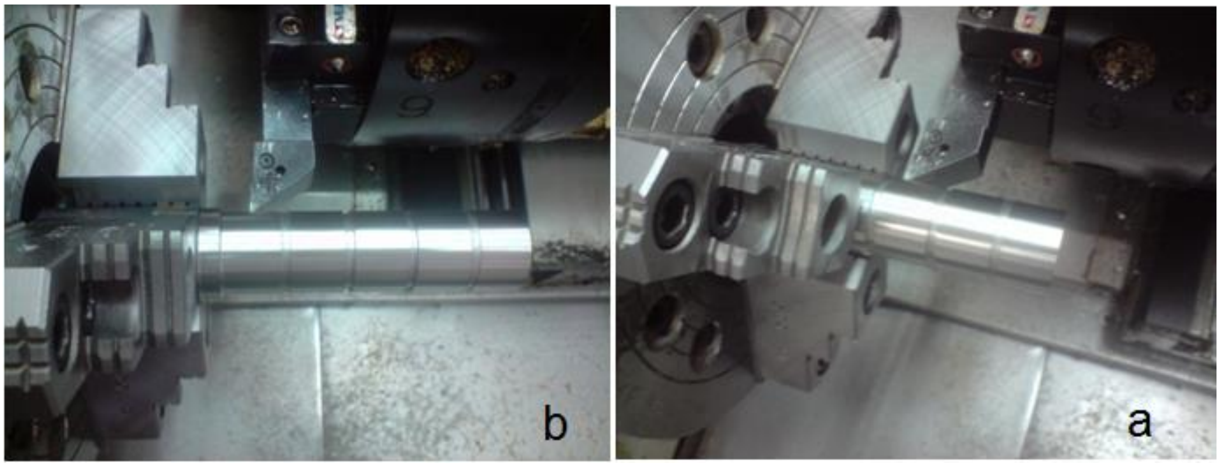
بحيث تكون أبعاد كل عينة 20×34mmكما في الشكل (2-4)، وقمنا باختيار القطر الابتدائي للقضيب D=35mm وأجرينا عملية مسح جانبي ووجهي له بعمق قطع 0.5mm وبالتالي أصبح القطر الابتدائي 34mm،وكل عينة طولها 2cm والفرق بين عينة وأخرى 0.5cm ، وتم اختيار هذه الأبعاد بالرجوع إلى المقالات العلمية.





الشكل (4-2)أبعاد العينة

بعد تثبيت القضيب كما في الشكل(5-2,a) قمنا بتشغيل ثلاث عينات ببرنامج واحد .ثم قمنا مرة أخرى بإخراج القضيب ومن ثم تثبيته وخراطة عينتين آخرتين على نفس الجهة وذلك ببرنامج آخر كما في الشكل الشكل(5-2,b)، حيث تم إدخال هذه البرامج مباشرة على مخرطة CNC عن طريق الحاسب المربوط بها.



الشكل (5-2)تثبيت العينة في المخرطة وإجراء التشغيل عليها

وجدنا أن هذه الطريقة أفضل لتقليل الاهتزازات ما أمكن ، لأنه عندما نقوم بخراطة خمس عينات مباشرة بتثبيت واحد فإن الاهتزاز في العينات الطرفية يكون أكبر منه في العينات القريبة من فك التثبيت وبالتالي يؤثر ذلك على دقة النتائج.

قمنا بإجراء ٦٠ عملية خراطة مختلفة على ٦٠ عينة ، حيث كل عينة تختلف عن الأخرى بشروط القطع f S d ،ولضمان دقة النتائج قمنا بإعادة كل تجربة مرة أخرى، وبالتالي حصلنا على ١٢٠ عينة وكل عينتان منها تشتركان بنفس الشروط.

1.1.4برامج التشغيل:

فيما يلي نموذج عن البرامج المكتوبة بلغة G-cod والتي تم كتابتا على ملف نصي ومن ثم إدخالها إلى مخرطة CNC عن طريق الحاسب المربوط بها.

وهذان البرنامجان المدرجان من أجل تشغيل أول خمس عينات على الطرف الأول للقضيب الأول،حيث تم كتابة ٤٨ برنامج لجميع العينات لكل قضيب ٤ برامج، وتختلف هذه البرامج عن بعضها بقيم متغيرات القطع الثلاث من عمق قطع وسرعة دوران ومعدل تغذية.

البرنامج الأول لخراطة ثلاث عينات

```
%
O0074
G53G00X0Z0
G00X35.Z2.
M04S1447
G99
F0.2
M08
G01X33.
G01Z-20.5
X35 .
Z-22.5
M04S1447
F0.3
G01X33.
G01Z-43.5
X35 .
Z-45.5
M04S1930
F0.1
G01X33.
G01Z-66.5
X35 .
M30
```

البرنامج الثاني لخراطة عينتين

```
%
O0070
G00 Z-68.5
G00 X35
M04S1930
F0.15
M08
G01X33.
G01Z-89.5
X35.
Z-91.5
M04S1930
F0.2
G01X33.
G01Z-112.5
X35.
Z-114.5
M30
```

2.2قياس خشونة السطح للعينات المشغلة:

بعد إجراء عملية الخراطة لجميع العينات قمنا بقيـاس قيمـة الخشـونة السـطحية لهـا وذلـك باسـتخدام جهـاز قيـاس الخشـونة Hand – held Roughness Tester TR200 الشكل (2-6) الموجود في مخبر الاختبارات اللااتلافية.

تم قياس الخشونة لكل عينة ثلاث مرات في أماكن مختلفـة علـى سـطح العينـة ومـن ثم أخذنا المتوسط الحسابي لهذه القيم .



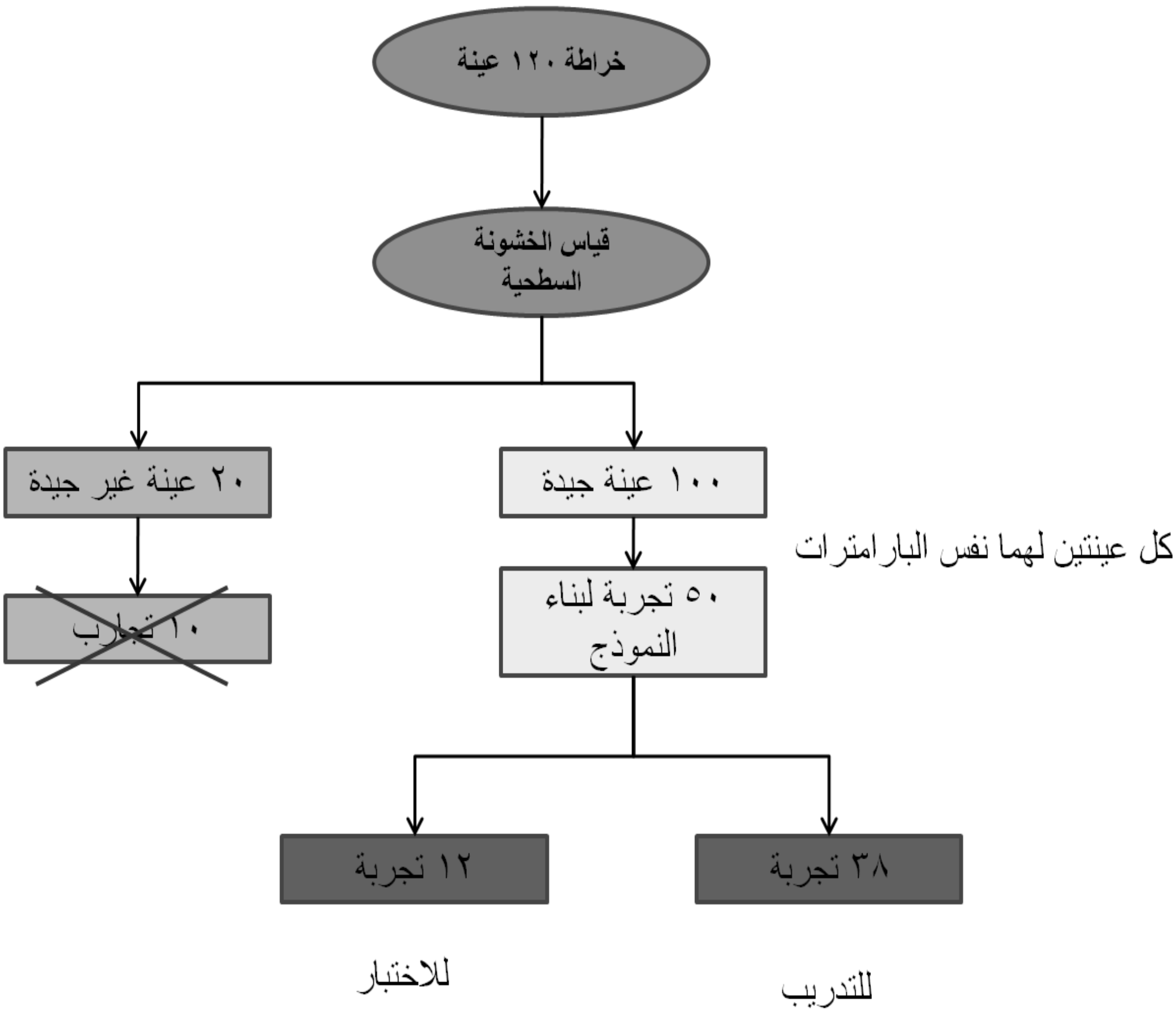
الشكل (2-6) جهاز قياس الخشونة

بعد أن قمنا بخراطة ١٢٠ عينة فولاذيةعلى المخرطة ومن ثـم أجرينـا عمليـة قيـاس للخشونة السطحية لهذه العينات،قمنا بمقارنـة النتـائج بـين كـل عينتـين لهمـا نفـس البارامترات ولاحظنا أنه يوجد مئة عينة تطابقـت فيهـا قـيم الخشـونة لكـل عينتـين، أي كل عينتين لهما نفس البارامترات كان لهما نفـس قـيم الخشـونة السـطحية، بينمـا العشرين عينة المتبقية لم تتطابق فيهـا قـيم الخشـونة لكـل عينتـين وكانـت النتـائج بعيدة.

وبما أن كـل عينتـين متطـابقتين بالبـارامترات حصـلنا بالنهايـة علـى ٥٠ تجربـة مختلفة من المئة عينـة، هـذه التجـارب الخمسـين اسـتخدمناها فـي بنـاء التمـوذج الذكي، بينما العشرين عينة نتج عنها ١٠ تجـارب غيـر جيـدة النتـائج قمنـا بإلغائهـا وذلك لضمان دقة النموذج الذكي.

أما التجارب الجيدة والمستخدمة في بناء النموذج قمنا بتقسـيمها إلـى قسـمين أحـدهما ثمان وثلاثون تجربة من أجـل تـدريب نمـوذج الشـبكة العصـبونية، والآخـر اثنـا عشرة تجربة من أجل اختبار هذا النموذج.

ويبين المخطط (2-7) فرزاً لهذه العينات المشغلة.



الشكل (2-7)مخطط يبين فرزا للعينات بعد تشغيلها

قمنا بإدراج النتائج التي حصلنا عليها ضمن الجدول التالي (2-3) حيث يضم هذا الجدول رقم العينة وبارامترات التشغيل الثلاث التي خضعت لها خلال عملية التشعيل من سرعة وتغذية وعمق قطع وقيم الخشونة لثلاث التي حصلنا عليها.

الجدول(3-2)قيم الخشونة السطحية للعينا ت المختبرة

specimens	Depth of cut (mm)	Cutting speed (m/min)	Feed rate (mm/rev)	Surface roughness		
				Rm (µm)	Rz (µm)	Ra (µm)
1	0.5	100	0.15	3.83	5.5	1.01
3	0.5	100	0.3	12.84	12.22	2.81
4	0.5	150	0.1	4.78	4.22	0.67
5	0.5	150	0.15	6.66	6.09	1.05
6	0.5	150	0.2	7.22	7.26	1.35
7	0.5	150	0.3	11.64	11.11	2.12
8	0.5	200	0.1	5.07	4.51	0.71
11	0.5	200	0.3	13.1	11.94	2.76
13	0.5	250	0.15	6.28	5.29	1.03
14	0.5	250	0.2	7.3	6.69	1.21
15	0.5	250	0.3	12.57	11.92	2.37
16	1	100	0.1	11.69	6.86	1.11
18	1	100	0.3	16.73	15.63	2.48
19	1	150	0.15	6.19	5.41	0.93
20	1	150	0.2	8.95	8.15	1.43
21	1	150	0.3	17.8	15.05	2.49
22	1	150	0.1	3.7	3.22	0.52
23	1	200	0.15	6.99	6.28	1.02
24	1	200	0.2	8.85	8.16	1.49
25	1	200	0.3	16.03	14.85	2.33
26	1	200	0.1	6.02	4.88	0.61

27	1	250	0.15	6.66	6.08	1.24
28	1	250	0.2	10.17	9.2	1.6
29	1	250	0.3	17.51	16.42	3.26
30	1.5	250	0.1	8.53	7.62	1.22
31	1.5	100	0.2	11.73	10.59	1.78
32	1.5	100	0.3	16.39	15.17	2.78
33	1.5	100	0.1	7.54	6.44	1
34	1.5	150	0.15	7.73	6.86	1.23
35	1.5	150	0.2	10.61	10.23	1.79
36	1.5	150	0.3	14.59	13.86	2.77
37	1.5	150	0.1	4.86	3.73	0.56
38	1.5	200	0.15	5.36	5.05	1.05
39	1.5	200	0.2	8.57	7.8	1.46
40	1.5	200	0.3	16.32	15.01	2.44
45	2	250	0.1	11.2	10.11	1.8
46	2	100	0.15	11.21	9.41	1.77
47	2	100	0.2	15.84	8.52	1.89
48	2	100	0.3	10.73	9.83	2.33
49	2	150	0.1	6.84	6.26	0.58
50	2	150	0.15	12.37	11.82	1.34
51	2	150	0.2	12.62	11.87	2.23
53	2	200	0.1	4.21	3.95	0.73
54	2	200	0.15	8.1	7.47	1.18
55	2	200	0.2	8.99	8.44	1.67
56	2	200	0.3	17.26	16.12	2.82
57	2	250	0.1	6.42	4.37	0.68

58	2	250	0.15	6.42	5.61	1.08
59	2	250	0.2	8.42	7.98	1.51
60	2	250	0.3	16.5	15.59	2.92

2.3نمذجة العلاقة بين خشونة السطح ومتغيرات القطـــع باســـتخدام الشـــبكات العصبونية:

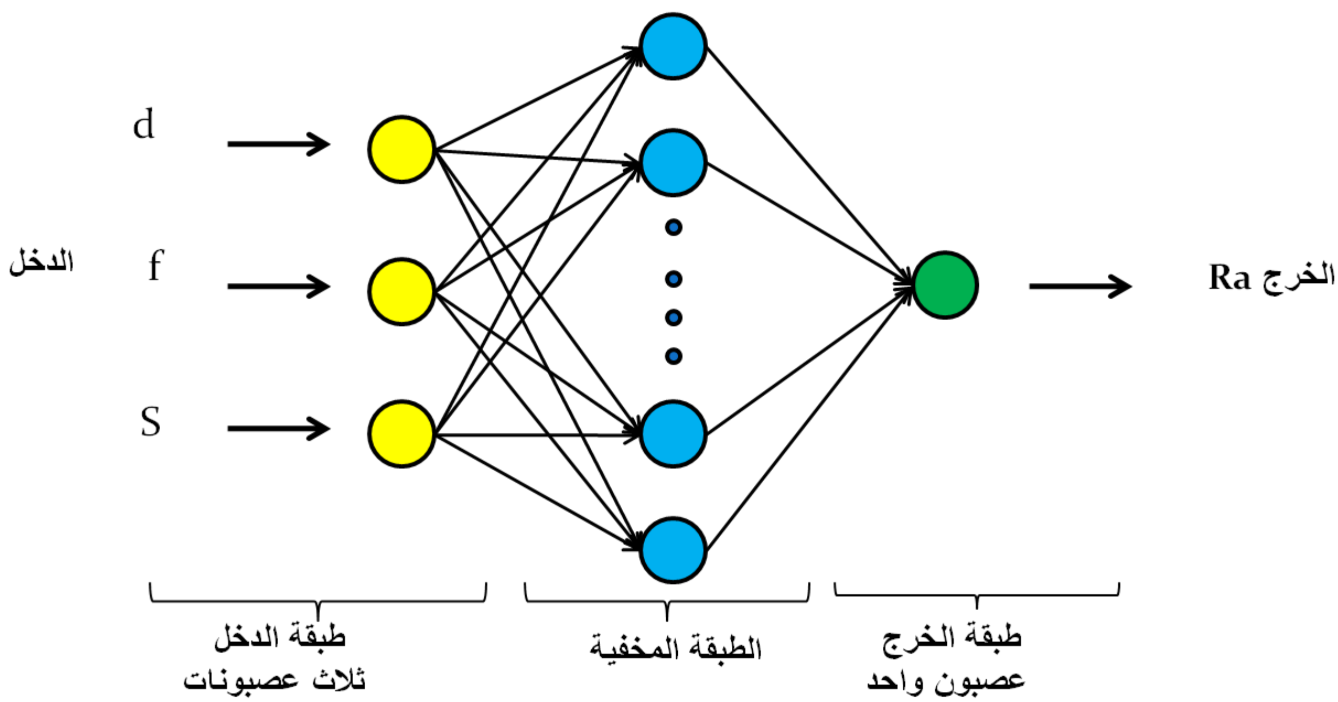
قمنا في هذه الدراسة باستخدام الشـــبكات العصـــبونية لبنـــاء النمـــوذج الـــذكي القـــادر على تقدير قيمة خشونة السطح المشغل.

2.3.1إنشاء الشبكة العصبونية:

هذه الشبكة العصبونية متعددة الطبقـــات أماميـــة التغذيـــة الشـــكل (2-8) وتتـــألف مـــن ثلاث طبقات وهي طبقـــة الـــدخل وطبقـــة الخـــرج والطبقـــة المخفيـــة، يختلـــف عـــدد عصبونات الدخل حسب المسالة المدروسة وهنـــا احتجنـــا فـــي دراســـتنا إلـــى إدخـــال ثلاثة معطيات وهي التغذية والعمق والسرعة أي ثلاثة عصبونات d S f.

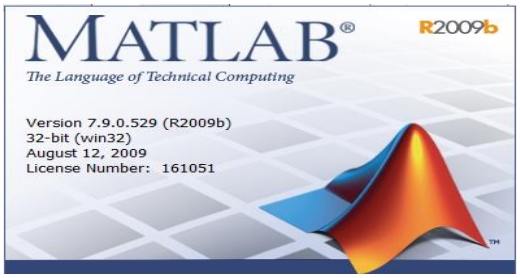
أما الطبقة التي تليها فهي الطبقة المخفية والتـــي تتـــألف مـــن عـــدد مـــن العصـــبونات تتحدد خلال التدريب بحيث يتم اختيار أقل عدد من العصـــبونات القـــادر علـــى تحقيـــق الدقة المطلوبة، كما تتصل جميع عصبونات طبقـــة الـــدخل بجميـــع عصـــبونات طبقـــة الخرج عن طريق وصلات لها أوزان محددة.

الطبقة الثالثة هي طبقة الخرج وتتألف من عصبون واحد وهــو يمثــل قيمــة الخشــونة السطحيةّ Ra ويرتبط هذا العصبون بكل عصبونات الطبقة السابقة.



الشكل (2-8)أجزاء الشبكة العصبونية

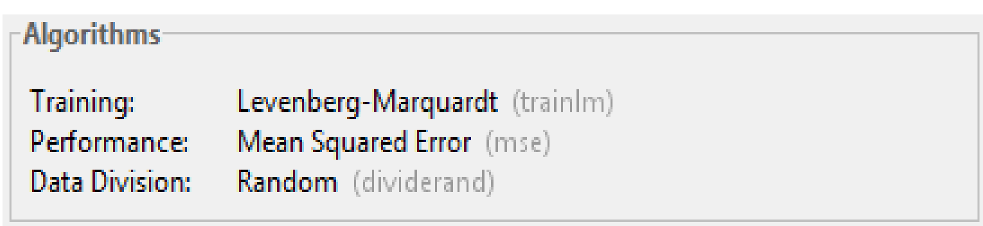
تم إنشاء هذه الشبكة العصبونية باستخدام برنامج MATLAB للشبكات العصبونية الشكل (9-2)



الشكل (2-9) واجهة برنامج MATLAB

2.3.3شرح عن عمل الشبكة العصبونية:

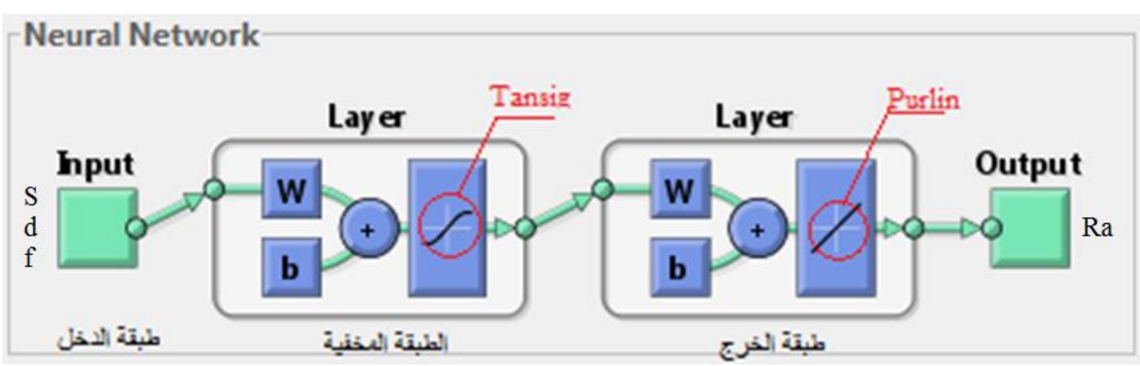
كما ذكرنا سابقا أنه تم إدخال ٣٨ تجربة مختلفة من حيث بارامترات القطع f S d في بناء الشبكة العصبونية كفئة تدريب،حيث تشكل قيم f S d مصفوفة الدخل P، وقمنا بإدخال قـــيم الخشونة السطحية التي قمنا بقياسها لهذه العينات على شكل مصفوفة هدف T، أما توابـــع التفعيل المستخدمة فمن أجل الطبقة المخفية استخدمنا تابع التفعيل الثنـــائي Tansig ومـــن أجل عصبونات طبقة الخرج استخدمنا لها تابع التفعيل الخطيPurlin،وتم استخدام الأوزان بشكل عشوائي بحيث يتم تعديلها خلال التدريب تبعا للخوارزمية المستخدمة، واســتخدمنا خوارزمية التدريب Levenberg-Marquardt backpropagation وهو نوع من خوارزميات الانتشار العكسي السابق ذكرها وتعتبر هذه الخوارزمية من أسرع خوارزميات الانتشـــار العكسي وينصح بها كخيار أول كما أنها لا تحتاج إلى ذاكرة كبيرة كما في الخوارزميـــات الأخرى،و تعتمد هذه الخوارزمية على طريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ وفـــق قيمـــة Mean Square Error (mse)وهو متوسط مربع الخطأ ويبين الشـــكل (2-10) مواصـــفات خوارزمية التدريب المستخدمة.



الشكل (2-10) مواصفات خوارزمية التدريب

بعد كتابة البرنامج على الماتلاب قمنا بتشغيله أي تدريب الشبكة العصبونية وما يحدث أثناء التدريب مبين بالشكل (2-11).

في البداية يتم إدخال قيمة كل من f S d لأول تجربة على طبقة الدخل للشبكة وتقوم عصبونات هذه الطبقة بنقل قيمة كل دخل إلى عصبونات الطبقة التالية المخفية، يتم ضرب كل قيمة دخل واردة إلى عصبونات الطبقة المخفية بأوزان الوصلات ومن ثم جمع نواتج الضرب جميعها، بعدها يتم إخضاع النتيجة إلى تابع التحويل الثنائي فيعطي هذا التابع خرجا يكون دخلا لجميع عصبونات الطبقة التالية وهي طبقة الخرج،وتتم نفس العملية في طبقة الخرج لكن مع استخدام تابع خطي والخرج الناتج عن عصبون الخرج هو عبارة عن قيمة الخشونة السطحية Ra لأول تجربة،بعد ذلك يتم حساب الخطأ بين النتيجة والخرج المطلوب وبعدها تنتشر إشارة الخطأ في الشبكة بشكل عكسي ويتم تعديل الأوزان ومرة أخرى تجرى عملية التدريب أي تطبق الخوارزمية حتى نصل إلى قيمة خطأ مقبولة.



الشكل (2-11) عملية تدريب الشبكة العصبونية

وهنا تكون الشبكة قد دربت علـــى أول تجربـــة ويـــتم تـــدريب الشـــبكة علـــى جميـــع التجارب المتبقية، أثناء تدريب الشبكة يـــتم تحديـــد عـــدد عصـــبونات الطبقـــة المخفيـــة وبدأنا بثلاث عصبونات ثم قمنا بزيـــادة العـــدد ولاحظنـــا أنـــه كلمـــا ازداد عـــدد هـــذه العصبونات ادى إلى انخفاض قيمة الخطـــأ بـــين الخـــرج والنـــاتج المطلـــوب إلـــى أن وصلنا إلى ١٨ عصبون وبعد هـــذا العـــدد فـــإن زيـــادة العصـــبونات لا تـــؤدي إلـــى انخفاض قيمة الخطأ، فـــي النهايـــة حصـــلنا علـــى شـــبكة عصـــبونية مدربـــة ولكـــل عصبون فيها مصفوفة اوزان نهائية.

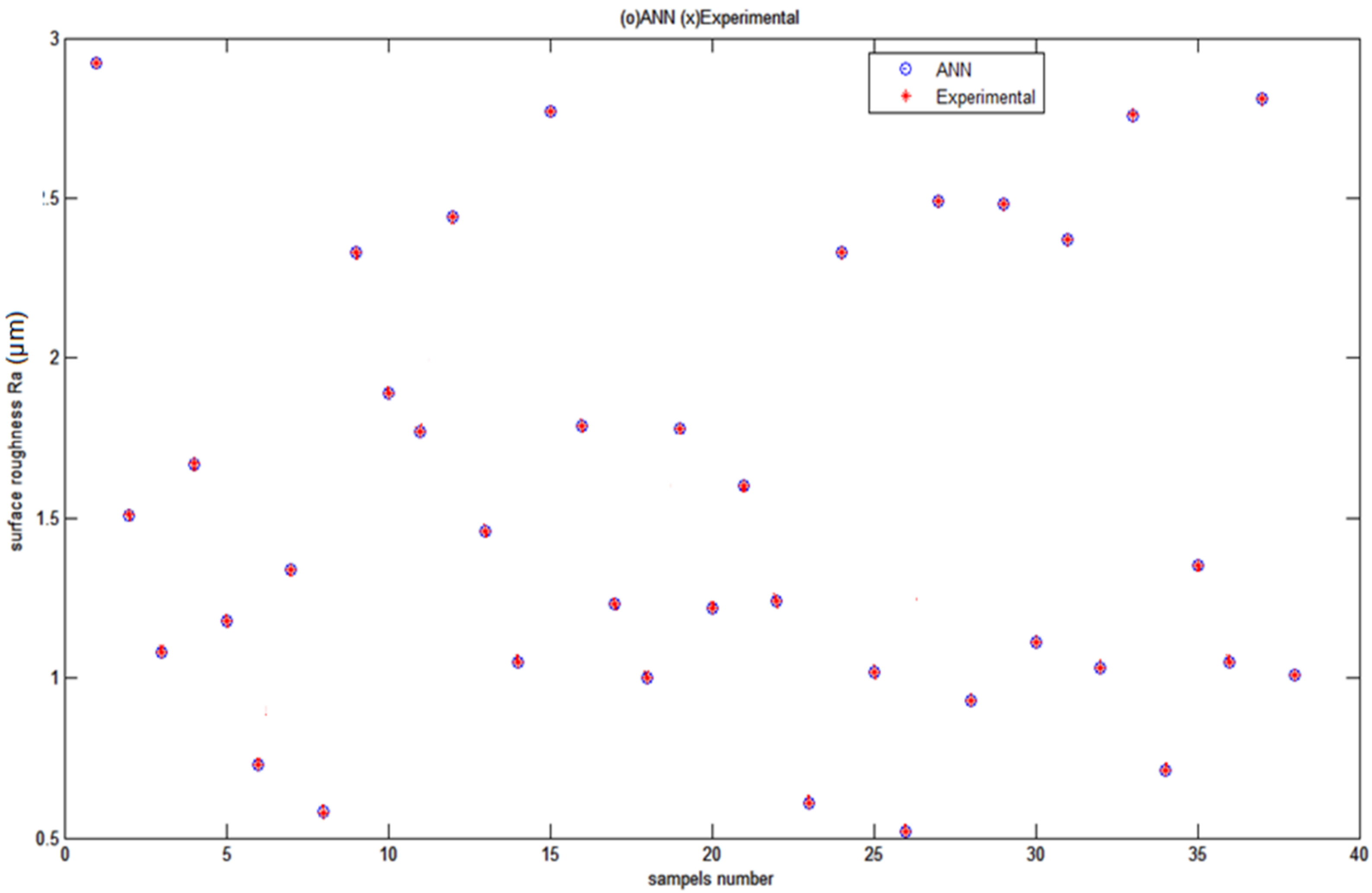
2.4تقيم النموذج المستنتج للتأكد من صحته:

2.4.1 تقييم الشبكة العصبونية المدربة:

بعد إجراء عملية التدريب قمنا بإدخـــال بـــارامترات القطـــع الـــثلاث f S d كمـــدخلات على الشبكة فاعطتنا الشبكة قيمة الخشونة السطحية Ra كقيمة خرج.

قمنا بمقارنة الخـــرج النـــاتج عـــن الشـــبكة العصـــبونية (ANNOutput) مـــع الخـــرج المطلوب (النتائج التجريبية Experimental) وذلـــك لعينـــات التـــدريب ال ٣٨، وتمـــت المقارنة برسم المخطط التالي شـــكل (2-12)، تـــم الرســـم بواســـطة برنـــامج المـــاتلاب حيث يتم برمجة رسم هذا المخطط ضمن البرنامج المدرج سابقا.

ويبين المخطط قيمة الخشونة السطحية لكل عينـــة مـــن عينـــات التـــدريب،حيث يمثـــل المحور X رقم عينات التدريب من 1إلى 38 أمـــا المحـــور Y فيمثـــل قيمـــة الخشـــونة السطحية Ra لكل عينة منها، تظهر النقاط الحمراء بالشـــكل + وهـــي القـــيم التجريبيـــة الحقيقية أما النقاط الزرقاء o فهي خرج الشـــبكة العصـــبونية، نلاحـــظ مـــن المخطـــط انطباق تام بين جميع القيم المتوقعـــة والمطلوبـــة وهـــذا يعنـــي أن الشـــبكة العصـــبونية قادرة على التنبؤ بدقة بقيمة الخشونة السطحية التـــي ســـتنتج عنـــد إدخـــال بـــارامترات قطع d S f من فئة التدريب، وإعطاء نفس القيمة الحقيقية Ra المطلوبة.



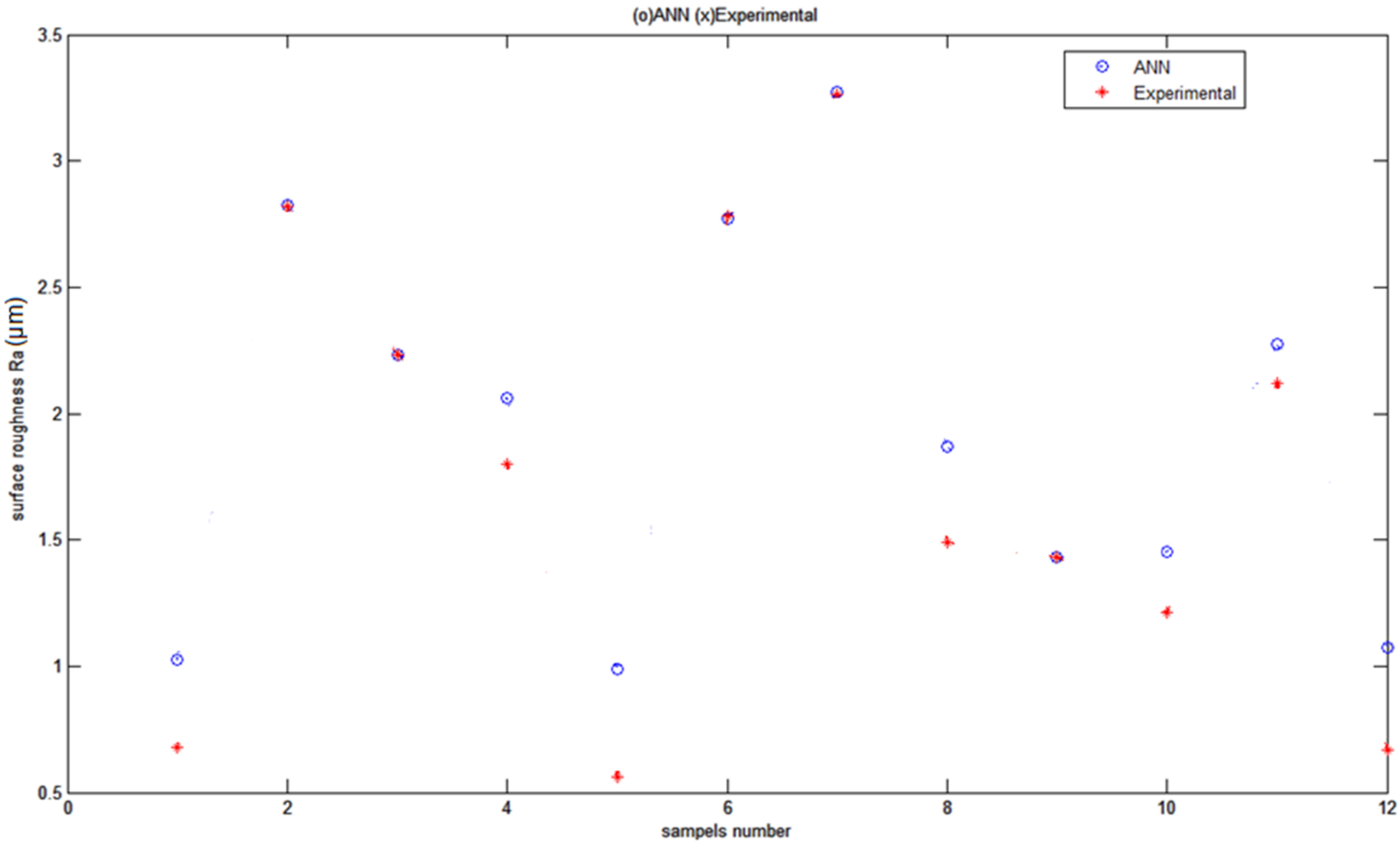
الشكل (2-12)مقارنة الخرج الناتج عن الشبكة العصبونية (ANNOutput) مع الخرج المطلوب (النتائج التجريبية Experimental) لعينات التدريب

2.4.2 اختبار الشبكة العصبونية المدربة:

بعد أن قمنا بتقييم النموذج الذي توصلنا إليه قمنا باختبار هذا النموذج، حيث استخدمنا العينات المتبقية وهي ١٢عينة لاختبار كفاءة الشبكة وقدرتها على التنبؤ وهذه العينات لم ندخلها في فئة التدريب، قمنا بإدخال قيم البارامترات f S d لفئة الاختبار كدخل جديد للشبكة فأعطت الشبكة الخرج الموافق لهذا الدخل وهو قيم الخشونة Ra.

قمنا أيضاً بمقارنة الخرج الناتج عن الشبكة العصبونية (ANNOutput) مع الخرج المطلوب (النتائج التجريبية Experimental) وذلك لعينات الاختبار١٢، وتمت المقارنة برسم المخطط التالي شكل(2-13)، وتم الرسم أيضا باستخدام برنامج الماتلاب.

ويبين المخطط قيمة الخشونة السطحية لكل عينة من عينات الاختبار١٢، حيث يمثل المحور X رقم عينات الاختبار من 1إلى ١٢ أما المحور Y فيمثل قيمة الخشونة السطحية Ra لكل عينة منها، حيث تظهر النقاط الحمراء ذات الشكل + وهي القيم التجريبية الحقيقية أما النقاط الزرقاء ذات الشكلo فهي خرج الشبكة العصبونية، نلاحظ من المخطط انطباق بين بعض القيم المتوقعة والمطلوبة، وبعض النقاط كان هناك فرق بينهما بما لا يتجاوز النصف ميكرون، وهذا يعني أن الشبكة العصبونية قادرة على التنبؤ بقيمة خشونة سطحية قريبة من القيم الحقيقية.



الشكل (13-2)مقارنة الخرج الناتج عن الشبكة العصبونية (ANNOutput) مع الخرج المطلوب (النتائج التجريبية Experimental) لعينات الاختبار

2.5العلاقة بين الخشونة السطحية ومتغيرات القطع الثلاث :

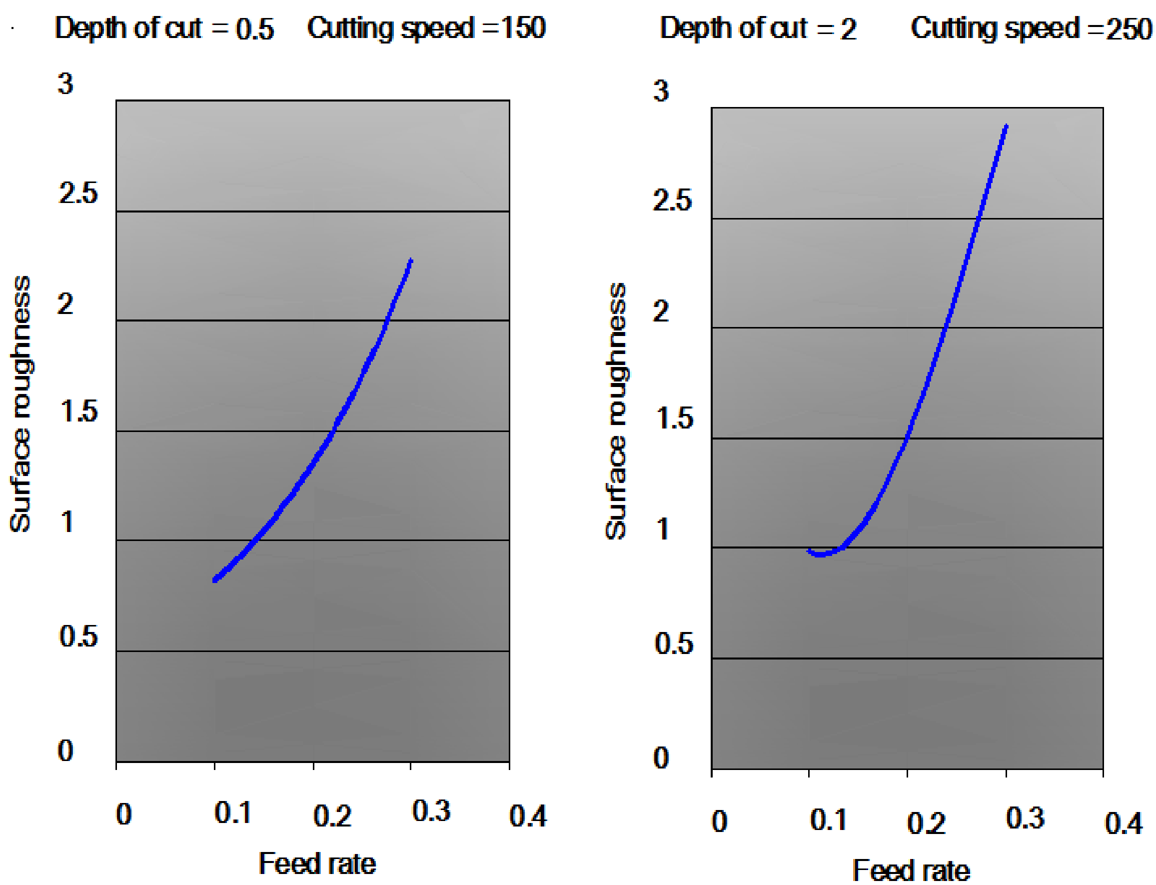
لتمثيل العلاقة بين الخشونة السطحية ومتغيـرات القطـع الـثلاث مـن سـرعة دوران ومعدل تغذية وعمق قطع قمنا برسم العلاقـة بـين الخشـونة Ra وكـل متغيـر علـى حده بحيث ثبتنا المتغيرين الآخرين.

2.5.1العلاقة بين الخشونة السطحية ومعدل التغذية:

رسمنا المخطط بين معدل التغذيـة والخشـونة السـطحية التـي تنبـأت بهـا الشـبكة العصبونية وقمنا بتثبيت المتغيرين الآخرين وهمـا عمـق القطـع وسـرعة الـدوران وذلك لحالتين مختلفتين الشكل (2-14).

ففي الحالة الأولى قمنا بتثبيت سرعة القطـع علـى قيمـة 150m\min وعمـق القطـع على قيمة 0.5mm ، أما في الحالة الثانيـة قمنـا بتثبيـت سـرعة القطـع علـى قيمـة 250m\min وعمق القطع على قيمة 2mm ، يمثـل المحـور X قيمـة معـدل التغذيـة والمحور Y يمثل الخشونة السـطحية Ra، نلاحـظ مـن المخطـط أن قيمـة الخشـونة السطحية تزداد بشكل كبير كلمـا ازداد معـدل التغذيـة، وهـذا يـدل علـى أن معـدل التغذية بارامتر مهيمن وذو تأثير كبيـر علـى الخشـونة السـطحية إلا أنـه ذو تـأثير سلبي، أي انه كلما زدنا من معدل التغذيـة لإزالـة أكبـر قـدر ممكـن مـن المعـدن

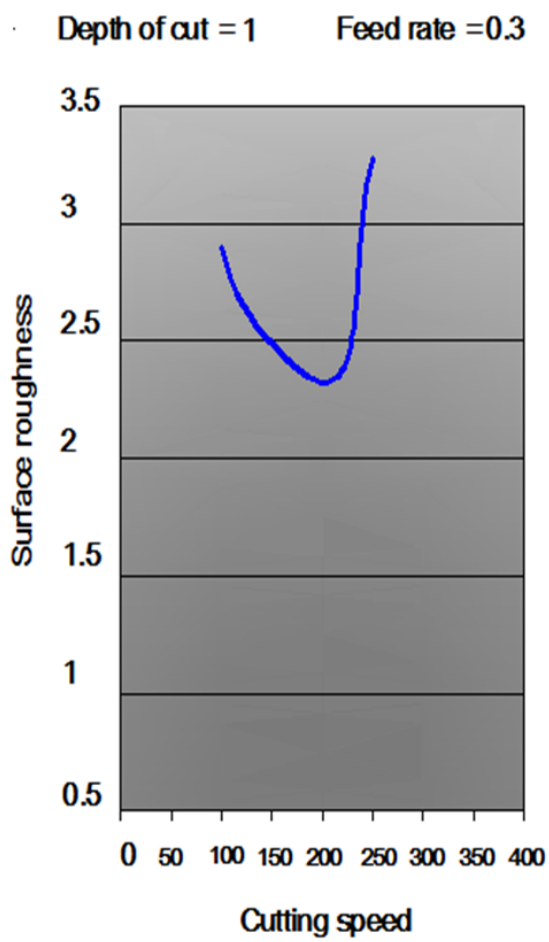
وبالتالي زيادة معدل الانتاج إلا أن ذلــك يــنعكس ســلبا علــى جــودة المنــتج بســبب ارتفاع الخشونة السطحية.

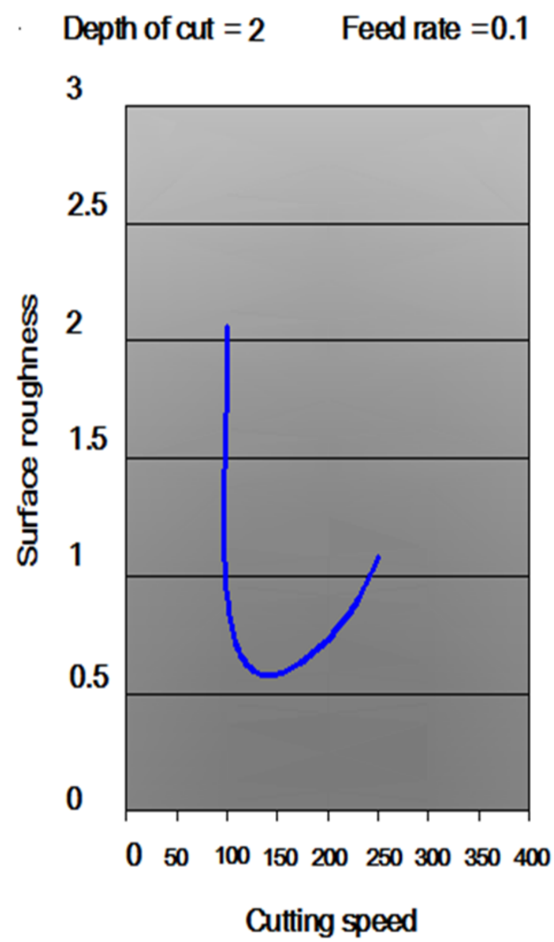


الشكل (2-14)مخطط يبين العلاقة بين الخشونة السطحية مع معدل التغذية وذلك بثبات كلا من سرعة القطع والعمق

2.5.2العلاقة بين الخشونة السطحية وسرعة الدوران:

كما رسمنا المخطط بين سرعة الدوران والخشونة السطحية التي تنبأت بها الشبكة العصبونية وقمنا بتثبيت المتغيرين الآخرين وهما عمق القطع ومعدل التغذية وذلك لحالتين مختلفتين أيضاً الشكل (2-15).





الشكل (2-15)مخطط يبين العلاقة بين الخشونة السطحية مع سرعة القطع وذلك بثبات كلا من معدل التغذية والعمق

ففي الحالة الأولى قمنا بتثبيت معدل التغذية على قيمة 0.3mm\rev وعمق القطع على قيمة 1mm ، أما في الحالة الثانية قمنا بتثبيت معدل التغذية على قيمة 0.1mm\rev وعمق القطع على قيمة 2mm ، يمثل المحور X قيمة سرعة القطع والمحور Y يمثل الخشونة السطحية Ra، نلاحظ من المخطط أن العلاقة بين الخشونة والسرعة علاقة متغيرة، ففي الحالة الأولى عندما كانت سرعة القطع

100m\min كانت قيمة الخشونة السطحية مقاربة إلى ٣ ميكرون وبعدها كلما ازدادت سرعة القطع أدى إلى انخفاض قيمة الخشونة السطحية وذلك حتى قيمة حدية عند سرعة دوران مقاربة 200m\min وعندها كانت قيمة الخشونة أقل ما يمكن2.3 ميكرون، وبعدها فإن ازدياد سرعة القطع يصبح ذو تأثير عكسي ويؤدي إلى ازدياد قيمة الخشونة السطحية فعندما وصلنا إلى قيمة سرعة قطع 250m\min ازدادت قيمة الخشونة السطحية فوق ٣ ميكرون.

أما في الحالة الثانية عندما كانت سرعة القطع 100m\min كانت قيمة الخشونة السطحية مقاربة إلى ٢ ميكرون وبعدها كلما ازدادت سرعة القطع أدى إلى انخفاض مفاجئ في قيمة الخشونة السطحية وذلك حتى قيمة حدية أيضا ولكن عند سرعة قطع مقاربة إلى 140m\min وعندها كانت قيمة الخشونة أقل ما يمكن0.6 ميكرون، وبعدها فإن ازدياد سرعة القطع يصبح ذو تأثير عكسي ويؤدي إلى ازدياد قيمة الخشونة السطحية أيضا فعندما وصلنا إلى قيمة سرعة قطع 250m\min ازدادت قيمة الخشونة السطحية حتى 1.1 ميكرون.

وبالنتيجة يدلنا هذا على أن سرعة الدوران لها قيمة حدية جيدة تعطي أكبر قدرممكن من إزالة المعدن أي زيادة في معدل الانتاج مع الحصول على أقل خشونة ممكنة. ونلاحظ أيضاً اختلاف بين هذا المخطط والمخطط المبين

بالشكل(1-15) وكلاهما يدرس تأثير سرعة القطـــع فـــي خشـــونة الســـطح المشـــغل إلا أنه في المخطط السابق استخدمت أداة من فولاذ ســـريع القطـــع Hss وبالتـــالي يظهـــر تأثير الحد المتراكب عند السرعات الأقـــل مـــن 70mm/min أماهنـــا اســـتخدمنا لقمـــة كربيدية لا يظهر فيها حد متراكب أثناء التشغيل وبالتـــالي اختلـــف ســـلوك المنحنيـــين.

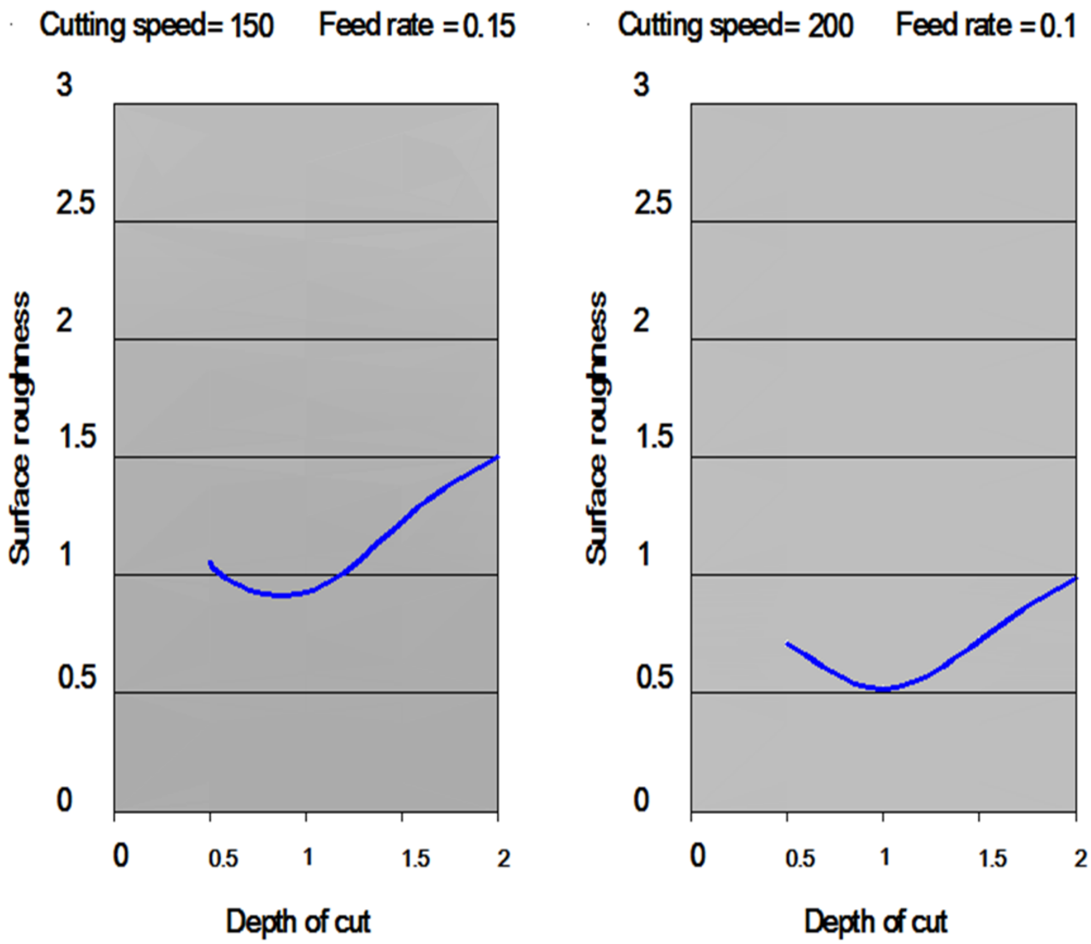
2.5.3العلاقة بين الخشونة السطحية وعمق القطع:

ورسمنا أيضاً المخطط بين عمق القطع والخشونة السطحية التـــي تنبـــأت بهـــا الشـــبكة العصبونية وقمنا بتثبيت المتغيرين الآخرين وهماســـرعة القطعومعـــدل التغذيـــة وذلـــك لحالتين مختلفتين أيضاً الشكل(2-16).

ففي الحالة الأولى قمنـــا بتثبيـــت معـــدل التغذيـــة علـــى قيمـــة 0.15mm\rev وســـرعة القطع على قيمة 150m\min ، أما في الحالة الثانية قمنا بتثبيـــت معـــدل التغذيـــة علـــى قيمة 0.1mm\rev وسرعة القطـــع علـــى قيمـــة 200m\min، يمثـــل المحـــور X قيمـــة عمالقطع والمحور Y يمثل الخشونة السطحية Ra.

نلاحظ من المخطط أن العلاقة بين الخشـــونة وعمـــق القطـــع أيضـــاً علاقـــة متغيـــرة، ففي الحالة الأولى عندما كان عمق القطـــع 0.5mm كانـــت قيمـــة الخشـــونة الســـطحية مقاربة إلى 1 ميكرون وبعدها كلما ازداد عمـــق القطـــع أدى إلـــى انخفـــاض طفيـــف

في قيمة الخشونة السطحية وذلك حتى قيمـــة حديـــة عنـــد عمـــق قطـــع 1mm وعنـــدها كانت قيمة الخشونة أقل ما يمكن0.8 ميكرون.



الشكل (2-16)مخطط يبين العلاقة بين الخشونة السطحية مع العمق وذلك بثبات كلا من معدل التغذية والعمق

وبعدها فإن ازدياد عمق القطع يصبح ذو تـــأثير عكســـي ويـــؤدي إلـــى ازديـــاد قيمـــة الخشونة السطحية ولكن ليس بشكل كبير فعندما وصلنا إلـــى قيمـــة عمـــق قطـــع 2mm ازدادت قيمة الخشونة السطحية حتى 1.5 ميكرون.

أما في الحالة الثانية عندما كان عمق القطع 0.5mm كانـــت قيمـــة الخشـــونة الســـطحية مقاربة إلى 0.7 ميكرون وبعدها كلما ازداد عمق القطــع أدى إلـــى انخفـــاض طفيــف في قيمة الخشونة السطحية وذلك حتى قيمـــة حديـــة أيضـــا ولكـــن عنـــد عمـــق قطـــع 1mm وعندها كانت قيمة الخشونة أقل ما يمكـــن0.5 ميكـــرون، وبعـــدها فـــإن ازديـــاد عمق القطع يصبح ذو تأثير عكسي ويـــؤدي إلـــى ازديـــاد قيمـــة الخشـــونة الســـطحية أيضا ولكن ليس بشكل كبير فعنـــدما وصـــلنا إلـــى قيمـــة عمـــق قطـــع 2mm ازدادت قيمة الخشونة السطحية حتى 1 ميكرون.

وعلى العموم نجد أن عمـــق القطـــع لا يتـــرك أثـــراً كبيـــرا علـــى خشـــونة الســـطح المشغل، فبالرغم من تغير عمق القطع كان تغيـــر الخشـــونة الســـطحية ضـــمن مجـــال مقارب إلى نصف الميكرون.

2.6مقارنة النموذج المستنتج مع العلاقات النظرية:

قمنا بمقارنة نموذج الشبكة العصبونية الذي توصلنا إليه والقادر على التنبؤ بالخشونة السطحية للعينات المشغلة بالخراطة مع العلاقة النظرية المستخدمة والتي تربط بين الخشونة السطحية مع التغذية ونصف قطر الأنف.

$$R_a = \frac{f^2}{31.3 \times r} \times 1000 \quad (13)$$

وتمت المقارنة عن طريق الحساب ورسم المنحنيات.

2.6.1مقارنة النموذج المستنتج مع العلاقات النظرية حسابياً:

استخدمنا للمقارنة الحسابية قيمة (Mean Square Error (mse وهو متوسط مربع الخطأ والذي يعطى بالعلاقة التالية :

$$mse = \frac{1}{Q}\sum_{K=1}^{Q} e(k)^2 = \frac{1}{Q}\sum_{K=1}^{Q}(T(k) - O(k))^2 \quad (14)$$

حيث: Tk هي القيمة الفعلية للخشونة الناتجة عن التجارب.

Ok هي قيمة الخشونة المتنبأ بها عن طريق الشبكة العصبونية .[28]

قمنا بحساب متوسط مربع الخطأ بين القيمة الفعلية والقيمة المتنبأ بها وذلك لنموذج الشبكة العصبونية وكان مساويا إلى :

mse1=6.37%

بينما كان متوسط مربع الخطأ بين القيمة الفعلية والقيمة الناتجة عن العلاقة النظرية وكان مساويا إلى:

mse2=14.77%

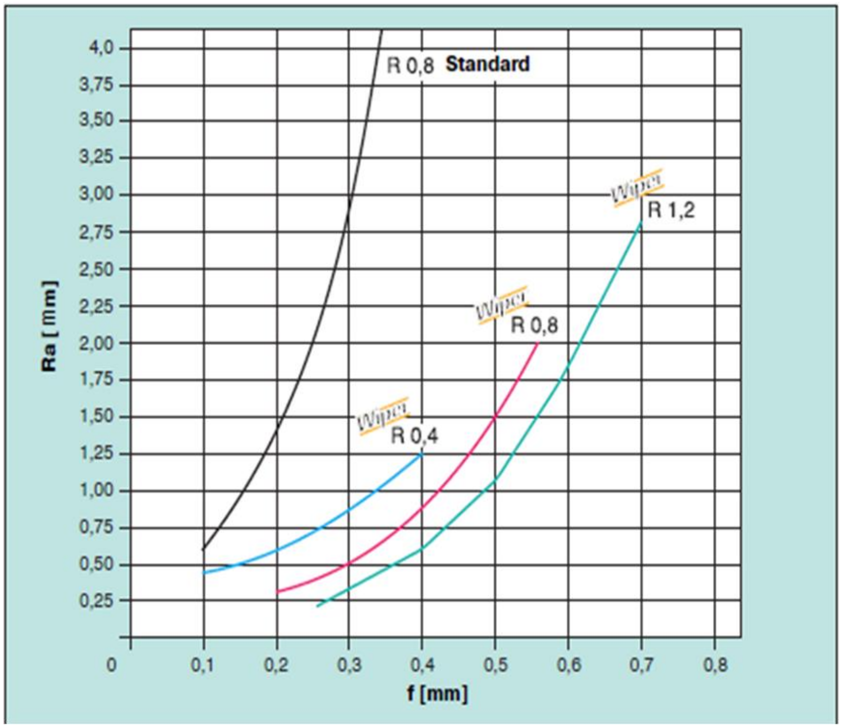
وبالمقارنة نجد أن نموذج الشبكة العصبونية يعطي متوسط مربع خطأ أقل مما تعطيه العلاقة النظرية، أي أن النموذج قادر على أن يعطي قيم متنبأ بها للخشونة

السطحية أقرب للقيم الفعلية التجريبية وأكثر دقة من القيم التي تعطيها العلاقة النظرية السابقة.

2.6.2مقارنة منحنيات النموذج المستنتج مع نظائرها المستخلصة من العلاقات النظرية:

قمنا بمقارنة نموذج الشبكة العصبونية الذي أنشأناه مع كل من العلاقة النظرية السابقة ومع القيم الفعلية التجريبية، وذلك برسم العلاقة بين الخشونة السطحية ومعدل التغذية .

ويبين المخطط (2-17) العلاقة النظرية بين معدل التغذية والخشونة السطحية وذلك حسب اختلاف نصف قطر أنف أداة التشغيل، قمنا باستخدام المنحني ذو نصف قطر الأنف R=0.8 وهي الأداة المستخدمة في دراستنا وهو المنحني المبين باللون الأسود.



الشكل (2-17)المخطط النظري بين معدل التغذية والخشونة السطحية

رسمنا هذا المنحني النظري Theoretical والمنحني الناتج عن التجارب Experimental والمنحني الناتج عن الشبكة العصبونية ANN على نفس المخطط وذلك من أجل إجراء المقارنة بينهم، وقمنا بتثبيت كل من البارامترين العمق وسرعة الدوران ورسمنا العلاقة بين التغذية والخشونة السطحية لثلاث حالات مختلفة.

ويبين المخطط (2-18) المنحنيات الثلاث، رسمنا المنحني الناتج عن نموذج الشبكة العصبونية باللون الأزرق والمنحني التجريبي باللون الأصفر أما منحني العلاقة النظرية فهو باللون الحمر.

ففي الحالة الأولى قمنا بتثبيت سرعة القطـــع علـــى قيمـــة 150m\min وعمـــق القطـــع على قيمة 0.5mm ، أما في الحالة الثانيـــة قمنـــا بتثبيـــت ســـرعة القطـــع علـــى قيمـــة 200m\min وعمق القطع على قيمـــة 1mm، أمـــا فـــي الحالـــة الثالثـــة قمنـــا بتثبيـــت سرعة القطع على قيمة 250m\min وعمق القطع علـــى قيمـــة 2mm ، يمثـــل المحـــور X قيمة معدل التغذية والمحور Y يمثل الخشونة السطحية Ra.

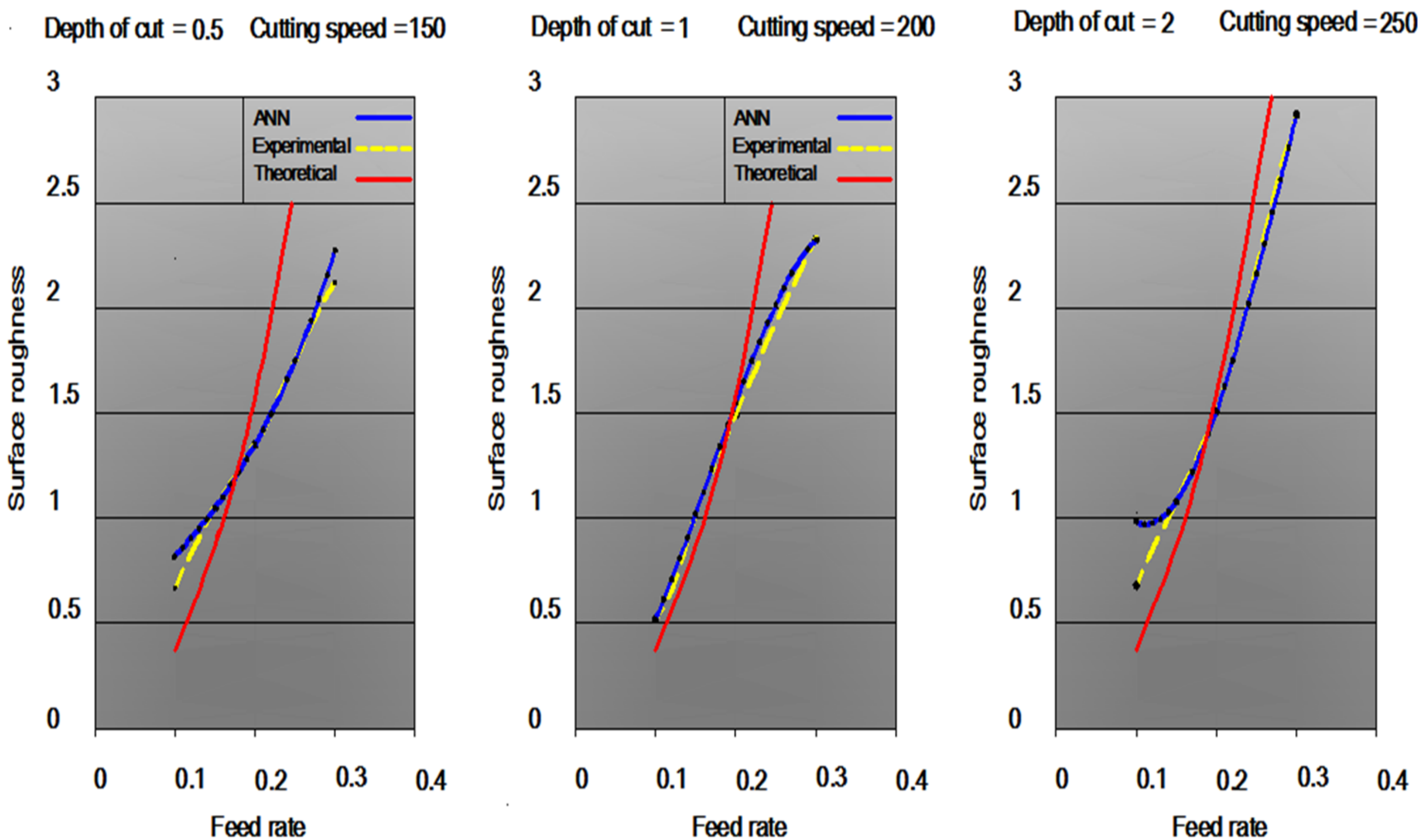
نلاحظ في الحالات الـــثلاث أن المنحنيـــين بـــاللون الأصـــفر والأزرق وهمـــا منحنـــي الشبكة العصبونية ومنحني القيم الحقيقية يتقاربـــان بشـــكل كبيـــر ويوجـــد العديـــد مـــن النقاط المشتركة بينهما أي يوجد انطباق شبه تام بين المنحنيين.

كما أن ميل منحني الشبكة العصبونية له تقريبا نفس ميل منحني القيم الحقيقية.

بينما نلاحظ أن المنحني باللون الأحمـــر وهـــو منحنـــي العلاقـــة النظريـــة لـــه نفـــس سلوك منحني القيم الحقيقية أي تزداد قيم الخشونة الســـطحية بزيـــادة التغذيـــة، إلا أنـــه لا يتطابق معه في النقاط كمـــا أن ميـــل هـــذا المنحنـــي الأحمـــر يختلـــف عـــن ميـــل المنحنيين الاخرين ويشترك معهمـــا فـــي قيمـــة واحـــدة للتغذيـــة وكلمـــا ازدادت قيمـــة التغذية عن هذه النقطة أو نقصـــت أدى إلـــى ابتعـــاد منحنـــي العلاقـــة النظريـــة عـــن المنحني الحقيقي أي ابتعدت قيم الخشونة التـــي تعطيهـــا العلاقـــة النظريـــة عـــن القـــيم الحقيقية التجريبية .

وكنتيجة نجد أن منحني الشبكة العصبونية أقرب للمنحني الحقيقي التجريبي من منحني العلاقة النظرية، أي أن نموذج الشبكة العصبونية قادر على التنبؤ بقيم الخشونة السطحية بدقة وبشكل يقارب القيم الحقيقية التجريبية أكثر مما تعطيه العلاقة النظرية.

أي أن النموذج الذكي الذي قمنا ببنائه بواسطة الشبكات العصبونية استطاع أن يحقق الهدف المرجو منه وهو التنبؤ بقيم الخشونة السطحية بشكل دقيق تبعا لبارامترات القطع الثلاث من تغذية وعمق قطع وسرعة قطع.



الشكل (2-18)مخطط الشبكة العصبونية والمخطط النظري والمخطط التجريبي بين التغذية والخشونة السطحية

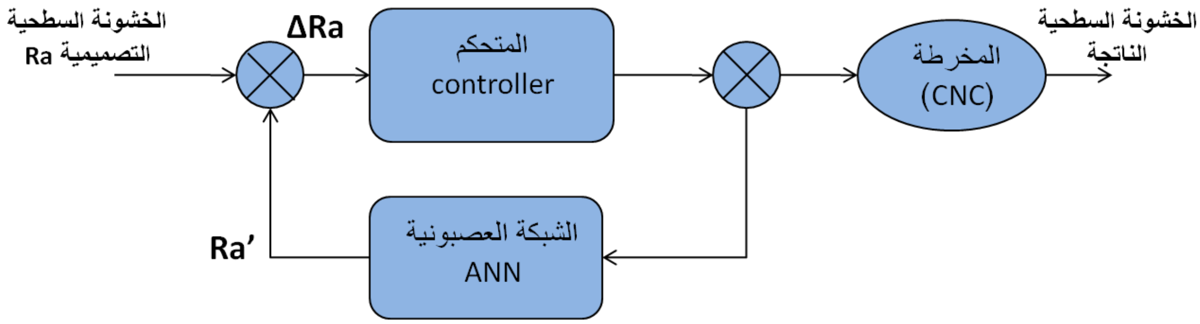
2.7 استثمار النموذج:

بعد أن توصلنا إلى نموذج شبكة عصبونية قادرة على التنبـؤ بقيمـة خشـونة سـطحية تبعا لبارامترات قطع محددة أصبح بإمكاننا أن نحدد قيمة الخشـونة التـي سـتنتج عـن عملية التشغيل وذلك قبل إجراء العملية.

ولكن فعليا نحن نحتاج إلى تحديـد بـارامترات القطـع المناسـبة التـي تعطينـا قيمـة الخشونة التصميمية المطلوبة، فعادة في مرحلـة التصـميم يـتم تحديـد قيمـة خشـونة السطح المشغل ومن ثم يقـوم العامـل باختيـار بـارامترات القطـع تبعـا لمخططـات التشغيل ولخبرته، أي أننا نحتاج إلـى اسـتثمار هـذا النمـوذج الـذي حصـلنا عليـه بحيث نستطيع أن نحـدد بـارامترات القطـع التـي سـتعطينا قيمـة خشـونة السـطح المطلوبة.

وليتم استثمار هذا النمـوذج عمليـا تـم اقتـراح نظـام تحكـم قـادر علـى اختيـار بارامترات القطع المناسبة بالاعتماد على هـذا النمـوذج الـذكي بحيـث يحقـق قيمـة الخشونة التصميمية ضمن أقصر زمن تشغيل وأكبر إنتاجية.

يتألف نظام التحكم من المتحكم ووحدة الشبكة العصـبونية التـي تـم إنشـاؤها ويعمـل هذا المتحكم كمقدر للبـارامترات ويـتم برمجـة المـتحم علـى خوارزميـة مناسـبة، ونظام التحكم مبين بالشكل (2-19).



الشكل (2-19) نظام التحكم ببارامترات القطع

وكما ذكرنا سابقا أننا نسعى دائما إلى التصنيع بأخفض تكلفة وباقل زمن ممكن لزيادة معدل الانتاج ويتحقق ذلك بأن يقوم نظام التحكم بداية باختيار أعلى قيم ابتدائية لبارامترات القطع من تغذية وعمق وسرعة قطع، ويتم إرسال هذه البارامترات من المتحكم إلى وحدة الشبكة العصبونية ويتم التنبؤ بأول قيمة للخشونة السطحية، يتم مقارنة هذه القيمة الأولية مع قيمة مرجعية (تصميمية) للخشونة وذلك في وحدة مقارنة ويتم إرسال الخطأ إلى المتحكم كقيمة دخل، يقوم المتحكم بتخفيض قيمة لبارامتر ما ومرة أخرى يتم تقييم الخشونة، ويستمر التكرار حتى تخفيض قيمة الخطأ (ΔRa) إلى حساسية محددة، وهنا تنتهي عملية التكرار وبذلك يتم الحصول على الخشونة التصميمية ضمن نهايات مقبولة.

وإذا تم ربط نظام التحكم المقترح مع المخرطة (CNC) سيتم إرسال هذه البارامترات إلى المخرطة لإجراء عملية التشغيل .

وبالنهاية ستكون خشونة السطح من أحد البارامترات (موديول) الموجودة في البرنامج ويقوم العمال فقط بإدخال قيمة الخشونة التصميمية المطلوبة وذلك قبل عملية القطع، ويقوم المتحكم مع وحدة الشبكة العصبونية باختيار بارامترات القطع الأمثل والتي تحقق أقصر زمن تشغيل وأفضل جودة للمنتج.

الفصل الثالث

النتائج والتوصيات

النتائج:

بعد الحصول على نموذج شبكة عصبونية قادر على التنبؤ بالخشونة السطحية تبعا لمتغيرات القطع يمكن أن نلخص النتائج التي حصلنا عليها كما يلي:

١.إن معدل التغذية هو البارامتر الأهم فالخشونة السطحية تزداد بشكل كبير مع زيادة هذا البارامتر.

٢.سرعة القطع لها قيمة حرجة يمكن أن تحقق أفضل خشونة سطحية، فأقل من هذه القيمة تنقص الخشونة كلما ازدادت سرعة القطع وبعدها فإن الخشونة تزداد بازدياد السرعة.

٣.تأثير عمق القطع على الخشونة السطحية أقل من تأثير التغذية وسرعة القطع.

٤.قيمة الخشونة المتنبأ بها عن طريق نموذجANN قريبة جداً من القيم المقاسة تجريباً.

٥.بالمقارنة بين النموذج المنشأ بالشبكات العصبونية مع العلاقات الرياضية وجد أن نموذج الشبكة العصبونية قادر على أن يعطي قيم متنبأ بها للخشونة السطحية أقرب للقيم الفعلية التجريبية وأكثر دقة من القيم التي تعطيها العلاقة الرياضية ،حيث تمت المقارنة عن طريق حساب متوسط مربع الخطأ وعن طريق المخططات.

٦.بواسطة الشبكة العصبونية ANN نستطيع الحصول على علاقة دقيقة بين بارامترات القطع والخشونة السطحية ولذلك فإن ANN يمكن استخدامها لنمذجة الخشونة وبالتالي تقدير قيمتها بشكل مقارب للقيمة الحقيقة وذلك قبل مرحلة التشغيل.

٧. باستخدام الشبكة العصبونية ANNتمكنا من تحقيق أمثلة لعملية القطع أي اختيار بارامترات القطع المناسبة التي تؤدي إلى أعلى معدل انتاج مع أخفض زمن تشغيل ممكن وتحقيق الجودة المطلوبة.

٨.إن استخدام الشبكات العصبونية لنمذجة العلاقة بين الخشونة السطحية ومتغيرات القطع بالخراطة طريقة فعالة واقتصادية وغير مكلفة.

التوصيات:

يمكننا اقتراح بعض التحسينات ليصبح النموذج المقترح أكثر قوة وتتوسع تطبيقاته :

- يمكننا استخدام مواد أخرى مستخدمة في الصناعة مثل خلائط الألمنيوم وخلائط الفولاذ وذلك لتوسيع وتطوير هذا النموذج .
- يمكننا تغيير أداة القطع (مثلا شكل أو زاويا أداة القطع)ودراسة تأثير تغيرالأدوات على الخشونة .

- يمكن لهذا البحث أن يعاد باستخدام بـارامترات مختلفـة ومـن أجـل آلات تشـغيل أخرى كالفارزة
- يمكن دمج هذاالنموذج مع أدوات الـذكاء الصـنعي الأخـرى مثـل الخوارزميـات الجينية أو المنطق الضبابي .
- يمكننا الحصول على بارامترات قطع المناسـبة تبعـاً لأي قيمـة خشـونة مطلوبـة وذلك بواسـطة خوارزميـة تحكـم مناسـبة (أي إحـداث عمليـة عكسـية لعمـل الشبكات العصبونية) .

حيث تقوم الخوارزمية باختيار بـارامترات القطـع تبعـاً لقيمـة الخشـونة التصـميمية ضمن أقصر زمن للتشغيل وأكبر إنتاجية ، ويـتم إرسـال هـذه البـارامترات إلـى المخرطة (CNC) .

- إذا تم استخدام نموذج الشبكات العصبونية مـع نظـام الـتحكم ووصـلا معـاً إلـى برنامج المخرطة، سـتكون خشـونة السـطح مـن أحـد البـارامترات (موديـول) الموجودة في البرنامج، يتم اختيارها قبـل عمليـة القطـع لتحقيـق أقصـر زمـن تشغيل .

❑ يمكن لنموذج الشبكة العصبونية مع نظـــام الـــتحكم أن يســـتخدم أيضــــاً مـــن أجـــل آلات التشغيل التقليدية (غير الرقمية) حيـــث يســـتخدمه العامـــل كآلــــة حاســـبة مـــن أجل الاختيار الأمثل لبارامترات القطع.

الملحق A:

البرنامج المكتوب بلغة الماتلاب:

تمت كتابة البرنامج المعبر عن الشبكة العصبونية وهو مبين كالتالي:

```
P = [2  2   2   2   2   2   2   2   2   2   2   1.5 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5 1.5
1   1   1   1   1   1   1   1   1   1   0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5 0.5;
250  250  250      200  200  200  150  150  100  100  100  200  200  200  150  150
150  150  100  100  250  250  250  200  200  200  150  150  100  100  250  250
200 200 150 150 100 100;
0.3  0.2     0.15  0.2  0.15    0.1      0.15     0.1  0.3  0.2  0.15  0.3     0.2  0.15  0.3
0.2  0.15     0.1       0.2  0.1       0.2  0.15     0.1  0.3       0.15  0.1  0.3      0.15  0.3
0.1 0.3 0.15 0.3 0.1 0.2 0.15  0.3 0.15;];
T = [2.92    1.51     1.08  1.67    1.18     0.73  1.34    0.58     2.33     1.89     1.77
2.44     1.46      1.05  2.77     1.79  1.23     1  1.78    1.22  1.6      1.24  0.61     2.33
1.02      0.52     2.49  0.93    2.48      1.11     2.37  1.03    2.76     0.71  1.35     1.05
2.81 1.01 ];
[Pn,PnPS]=mapminmax(P);
[Tn,TnPS]=mapminmax(T);
recerrormin=1;
for i=1:10
```

```
net=newff(minmax(Pn),minmax(Tn),[18],{'tansig','purelin'},'trainlm';
net.divideParam.trainRatio = 100/100;  % Adjust as desired
net.divideParam.valRatio = 0/100;  % Adjust as desired
net.divideParam.testRatio = 0/100;  % Adjust as desired
net.trainParam.show=50;
net.trainParam.lr=0.05;
net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.goal=0.0001;
net.trainParam.min_grad=0; % 10^-33
net.trainParam.max_fail=inf;
i
net = train(net,Pn,Tn);
O=sim(net,Pn);
O_again=mapminmax('reverse',O,TnPS);
diff=abs(O_again-T);
recerror=mse(diff)
if recerror <  recerrormin
    i
    bestnetnumber=i;
    recerrormin=recerror;
    y=O_again;
    nety=net;
end
end
   bestnetnumber
   recerrormin
```

```
%val للتقييم

f=1:38;
figure(1);plot(f,y,'b:o',f,T,'r-*')
xlabel('sampels number');ylabel('surface roughness Ra (_m)')
title('(o)ANN (x)Experimental')
figure(2);plot(f,y-T,f,T);grid
% pridiction للتنبؤ

P2 = [2 2 2 2 1.5 1.5 1 1 1 0.5 0.5 0.5;
    250 200 150 100 200 100 250 200 150 250 150 150;
    0.1 0.3 0.2 0.1 0.1 0.3 0.3 0.2 0.2 0.2 0.3 0.1;];
T2 = [0.68  2.82 2.23 1.8 0.56 2.78 3.26 1.49 1.43 1.21 2.12 0.67];
[Pn2,PnPS2]=mapminmax(P2);
[Tn2,TnPS2]=mapminmax(T2);
O2=sim(nety,Pn2);
O2_again=mapminmax('reverse',O2,TnPS2);
diff2=abs(O2_again-T2);
recerror2=mse(diff2)
h=1:12;
figure(3);plot(h,O2_again,'b:o',h,T2,'r-*');
xlabel('sampels number');ylabel('surface roughness Ra (_m)')
title('(o)ANN (x)Experimental')
%figure(4);plot(h,O2_again-T2,h,T2)
```

المراجع العربية:

١. الادارة العامة لتصميم وتطوير لمناهج، "كتاب تقنية تشغيل (نظري)"، المملكة العربية السعودية (١٤٢٩ هـ).

٢. حداد غسان، "هندسة الانتاج الصناعي"، جامعة دمشق (١٩٩١).

٣.الكرموأحمد، "الشبكات العصبونية الصنعية بين النظرية والتطبيق"، الجزء الأول، دمشق (٢٠٠١).

٤. فرغلي علي صبري، "الذكاء الاصطناعي"،الكويت (١٩٧٨).

٥.عبد المجيدقتيبة مازن،"استخدام الذكاء الصناعي في تطبيقات الهندسة الكهربائية (دراسة و مقارنة)"، جزء من متطلبات درجه الماجستير، الاكاديميه العربية في الدنمارك(٢٠٠٩).

٦.الشرقاوي محمد علي،"الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية"،سلسلة علوم وتكنلوجيا حاسبات المستقبل، مصر(١٩٩٦).

٧. موقع الكتروني، ويكيبديا، www.wikipdia.com.

٨. الملحق Artificial Neural Network Overview .

٩. عيسى علام زكي، "الشبكات العصبونية"،(٢٠٠٠).

English References

10. Hongxiang, W., Dan, L., Shen, D., 2002. Surface roughness prediction model for ultra-precision turning aluminum alloy with a single crystal diamond tool. Chinese Journal of Mechanical Engineering 15, 153–156.

11.Uros Zuperl*, Franci Cus "Optimization of cutting conditions during cutting byusing neural networks"(2003),Robotics and Computer Integrated Manufacturing.

12. "SURFACE ROUGHNESS".

13. Amaral Ron, Ho Chong Leonel,"Surface Roughness", December 2, 2002.

14. Azlan Mohd Zain a,*, Habibollah Haron a, Safian Sharif b"Prediction of surface roughness in the end milling machining using Artificial Neural Network",Expert Systems with Applications 37 (2010) 1755–1768.

15. "surface finish measuring methods"

16. "fandementals of neural networks"soft computing course lecture,2010

17.Walter,"General Catalogue", (2009)

18. M. Cemal Cakir, Cihat Ensarioglu, Ilker Demirayak "Mathematical modeling of surface roughness for evaluating the effects of cutting parameters and coating material",journal of materials processing technology 2 0 9 (2 0 0 9) 102–109.

19. Chen Lu, "Study on prediction of surface qualityin machining process", journal of materials processing technology 2 0 5 (2 0 0 8) 439–450

20. Ehmann, K.F., Hong, M.S., 1994. A generalized model of thesurface generation process in metal cutting. CIRP Ann. 43، ٤٨٣–٤٨٦.

21, Lee, B.Y., Tarng, Y.S., 2001. Surface roughness inspection bycomputer vision in turning operations. Int. J. Mach. ToolsManuf. 41, 1251–1263.

22. Mannan, M.A., Kassim, A.A., Jing, M., 2000. Application of imageand sound analysis techniques to monitor the condition ofcutting tools. Pattern Recogn. Lett. 21, 969–979.

23. Coker, S.A., Shin, Y.C., 1996. In-process control of surface roughness due to tool wear using a new ultrasonic system.Int. J. Mach. Tools Manuf. 36, 411–422.

24. Jang, D.Y., Choi, Y.G., Kim, H.G., Hsiao, A., 1996. Study of thecorrelation between surface roughness and cutting vibrationsto develop an on-line roughness measuring technique in hardturning. Int. J. Mach. Tools Manuf. 36, 453–464.

25. Tsai, Y.-H., Chen, J.C., Lou, S.-J., 1999. An in-process surfacerecognition system based on neural networks in end millingcutting operations. Int. J. Mach. Tools Manuf. 39.٦٠٥–٥٨٣،

26. Oktem, H., Erzurumlu, T., Erzincanli, F., 2006. Prediction ofminimum surface roughness in end milling mold parts usingneural network and genetic algorithm. Mater. Des. 27 (9.٧٤٤–٧٣٥).

27. Abburi, N.R., Dixit, U.S., 2006. A knowledge-based system for theprediction of surface roughness in turning process. Robot.Comput. Integr. Manuf. 22, 363–372.

28. Demoth Haward, Beale Mark,"Neural Network Toolbox For Use With Matlab",(1997).

29. Fang, X.D., Safi-Jahanshaki, H., 1997. A new algorithm for developing a reference model for predicting surface roughness in finish machining of steels. International Journal of Production Research 35, 179–197.

Abstract

Intense international economic competition has focused the attention of manufacturers on automation and flexible manufacturing as means of increasing the productivity and the quality of manufactured products.The surface roughness of a machined workpiece is one of the most important product quality characteristics and in most cases a technical requirement for products.

This trend toward automation has created a need to find solutions that can achieve product quality by the prediction of surface roughness before machining. Our research consists of two parts theoretical and practical. The theoretical part contains all the principles and theories that have been used in the implementation of the practical part. And also includes the study reference about the methodologies and practice that are being employed for the prediction of surface roughness, each approach with its advantages and disadvantages is summarized.

In the practical part we used artificial intelligent for prediction of surface profile by using neural network and we used cutting parameters: cutting speed (S),cutting depth (d), feed rate (f) for that.Machining tests were conducted on a CNC turning lathe and was used as workpieces.finally we had a model of neural network can predict surface roughness with high speed and low cost, as a pre-process prediction.

Damascus University

Faculty of Mechanical and Electrical Engineering

Mechanical Design Department

Using of Artificial Intelligent for Modeling The Relation Between Surface Roughness and Lathe Machining Parameters

Prepared by

Eng. Joumana Karkarlee

Supervised by

Dr. Eng. Mohammad Fathee Ganama

&

Dr. Eng. Mohammad Yasser Al-Aioubi

Academic Year

2013-2014